analyse-R

Introduction à l'analyse d'enquêtes avec R et RStudio

Dernière mise à jour : 18 mars 2018

Contributeurs

Par ordre alphabétique :

Julien Barnier, Julien Biaudet, François Briatte, Milan Bouchet-Valat, Frédérique Giraud, Joël Gombin, Mayeul Kauffmann, Joseph Larmarange, Nicolas Robette.

Création et Maintenance :

Joseph Larmarange — http://joseph.larmarange.net

Présentation

L'objectif premier d'**analyse-R** est de présenter comment réaliser des analyses statistiques et diverses opérations courantes (comme la manipulation de données ou la production de graphiques) avec **R**. Il ne s'agit pas d'un cours de statistiques : les différents chapitres présupposent donc que vous avez déjà une connaissance des différentes techniques présentées. Si vous souhaitez des précisions théoriques / méthodologiques à propos d'un certain type d'analyses, nous vous conseillons d'utiliser votre moteur de recherche préféré. En effet, on trouve sur internet de très nombreux supports de cours (sans compter les nombreux ouvrages spécialisés disponibles en librariri e).

analyse-R est en cours de développement. La structuration du site et des chapitre sera probablement amenée à évoluer dans les semaines qui viennent, tout comme les contenus.

Les chapitres en cours d'écriture et/ou de refonte sont indiqués sur fond jaune orangé dans le menu situé en haut de page.

Si vous constatez des incohérences et/ou si vous avez des suggestions d'améliorations, n'hésitez pas à les signaler sur https://github.com/larmarange/analyse-R/issues.

Table des matières

Si vous débutez avec **R** et **RStudio**, nous vous conseillons de parcourir en premier lieu les chapitres suivants :

1. Manipuler > Prise en main
2. Analyser > Statistiques introductives
3. Manipuler > Manipulations de données
4. Analyser > Statistiques intermédiares

puis de compléter votre lecture en fonction de vos besoins.

Manipuler

Prise en main

Présentation et Philosophie 7
Installation de R et RStudio 11
Premier contact 13
Premier travail avec des données 33
Extensions 53
Vecteurs, indexation et assignation 57
Listes et Tableaux de données 77
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Organiser ses fichiers 119
Import de données 129
Recodage 143
Où trouver de l'aide ? 165

Manipulation de données

Visualiser ses données 175
Introduction à dplyr 193
Introduction à data.table 197
Doublons 207
Tris 211

Sous-ensembles 215
Fusion de tables 223
Gestion des dates 229
Agrégation 231
Fonctions à fenêtre 233
Restructuration de données 235
Manipuler du texte 237
Scraping 239

Exporter

Export de données 249
Export de graphiques 251
Export de tableaux 259

Analyser

Statistiques introductives

Statistique univariée 261
Statistique bivariée 285
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Données pondérées 369
Graphiques de données pondérées 377

Statistiques intermédiaires

Intervalles de confiance 379
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399
Régression linéaire 403
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

Statistiques avancées

Effets d'interaction dans un modèle 505
Modèles linéaires à effets mixtes 525
Modèles GEE 527
Séries temporelles 529
Modèles à temps discret 531
Analyse de survie 533
Analyse de séquences 559
Analyse de réseaux 583
Analyse spatiale 585

Approfondir

Graphiques

Combiner plusieurs graphiques 587
Graphiques interactifs 601
lattice : graphiques et formules 605
Diagrammes 607
Représenter des flux 609
Réseaux dynamiques 611
htmlwidgets : la puissance de javascript 613
Cartes 615

Programmation

Conditions et comparaisons 617
Formules 621
Structures conditionnelles 633
Expressions régulières 635
Écrire ses propres fonctions 637
R Markdown : les rapports automatisés 639
Shiny : les interfaces interactives 641
Git 643

Développer un package 645

Divers

Calculer un âge 647
Diagramme de Lexis 655

Index

Index des concepts 657
Index des fonctions 671
Index des extensions 685

Licence

Le contenu de ce site est diffusé sous licence *Creative Commons Attribution - Pas d'utilisation commerciale - Partage dans les mêmes conditions* (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/fr/).

CC by-nc-sa

Cela signifie donc que vous êtes libre de recopier / modifier / redistribuer les contenus d'**analyse-R**, à condition que vous citiez la source et que vos modifications soient elle-mêmes distribuées sous la même licence (autorisant ainsi d'autres à pouvoir réutiliser à leur tour vos ajouts).

Contribuer

analyse-R est développé avec **RStudio** et le code source est librement disponible sur **GitHub** : https://github.com/larmarange/analyse-R.

Ce projet se veut collaboratif. N'hésitez donc pas à proposer des corrections ou ajouts, voire même à rédiger des chapitres additionnels.

Présentation et Philosophie

Présentation de R 7
Philosophie de R 8
Présentation de RStudio 9

Présentation de R

R est un langage orienté vers le traitement de données et l'analyse statistique dérivé du langage **S**. Il est développé depuis une vingtaine d'années par un groupe de volontaires de différents pays. C'est un logiciel libre[1], publié sous licence GNU GPL.

L'utilisation de **R** présente plusieurs avantages :

- c'est un logiciel multiplateforme, qui fonctionne aussi bien sur des sytèmes **Linux**, **Mac OS X** ou **Windows** ;
- c'est un logiciel libre, développé par ses utilisateurs et modifiable par tout un chacun ;
- c'est un logiciel gratuit ;
- c'est un logiciel très puissant, dont les fonctionnalités de base peuvent être étendues à l'aide de plusieurs milliers d'extensions ;
- c'est un logiciel dont le développement est très actif et dont la communauté d'utilisateurs ne cesse de s'élargir ;
- les possibilités de manipulation de données sous **R** sont en général largement supérieures à celles des autres logiciels usuels d'analyse statistique ;
- c'est un logiciel avec d'excellentes capacités graphiques et de nombreuses possibilités d'export ;
- avec **Rmarkdown**[2], il est devenu très aisé de produire des rapports automatisés dans divers format (**Word**, **PDF**, **HTML**, …) ;
- **R** est de plus utilisé dans tous les secteurs scientifiques, y compris dans le domaine des analyses d'enquêtes et, plus généralement, des sciences sociales.

Comme rien n'est parfait, on peut également trouver quelques inconvénients :

1. Pour plus d'informations sur ce qu'est un logiciel libre, voir : http://www.gnu.org/philosophy/free-sw.fr.html.

2. Voir http://rmarkdown.rstudio.com/.

- le logiciel, la documentation de référence et les principales ressources sont en anglais. Il est toutefois parfaitement possible d'utiliser **R** sans spécialement maîtriser cette langue ;
- il n'existe pas encore d'interface graphique pour **R** équivalente à celle d'autres logiciels comme **SPSS** ou **Modalisa**. **R** fonctionne à l'aide de scripts (des petits programmes) édités et exécutés au fur et à mesure de l'analyse et se rapprocherait davantage de **SAS** dans son utilisation (mais avec une syntaxe et une philosophie très différentes). Ce point, qui peut apparaître comme un gros handicap, s'avère après un temps d'apprentissage être un mode d'utilisation d'une grande souplesse ;
- comme **R** s'apparente davantage à un langage de programmation qu'à un logiciel proprement dit, la courbe d'apprentissage peut être un peu « raide », notamment pour ceux n'ayant jamais programmé auparavant.

Il est à noter que le développement autour de **R** a été particulièrement actif ces dernières années. On trouvera dès lors aujourd'hui de nombreuses extensions permettant de se « faciliter la vie » au quotidien, ce qui n'était pas vraiment encore le cas il y a 5 ans.

Philosophie de R

Quelques points particuliers dans le fonctionnement de **R** peuvent parfois dérouter les utilisateurs habitués à d'autres logiciels :

- Sous **R**, en général, on ne voit pas directement les données sur lesquelles on travaille ; on ne dispose pas en permanence d'une vue des données sous forme de tableau[3], comme sous **Modalisa ou SPSS**. Ceci peut être déroutant au début, mais on se rend vite compte qu'on n'a pas besoin de voir en permanence les données pour les analyser.
- Alors qu'avec la plupart des logiciels on réfléchira avec un fichier de données ouvert à la fois, sous **R** chaque fichier de données correspondra à un objet différent chargé en mémoire, permettant de manipuler très facilement plusieurs objets à la fois (par exemple dans le cadre de fusion de tables[4]).
- Avec les autres logiciels, en général la production d'une analyse génère un grand nombre de résultats de toutes sortes dans lesquels l'utilisateur est censé retrouver et isoler ceux qui l'intéressent. Avec **R**, c'est l'inverse : par défaut l'affichage est réduit au minimum et c'est l'utilisateur qui demande à voir des résultats supplémentaires ou plus détaillés.
- Sous **R**, les résultats des analyses sont eux aussi stockés dans des objets et sont dès lors manipulables.

Inhabituel au début, ce fonctionnement permet en fait assez rapidement de gagner du temps dans la conduite des analyses.

---

3. On verra qu'il est possible avec **RStudio** de disposer d'une telle vue.

4. Voir par exemple la section dédiée à ce sujet dans le chapitre sur la manipulation de données.

Présentation de RStudio

L'interface de base de **R** est assez rudimentaire (voir figure ci-après).

Figure 1. Interface de R sous Windows

RStudio est un environnement de développement intégré libre, gratuit, et qui fonctionne sous **Windows**, **Mac OS X** et **Linux**. Il complète **R** et fournit un éditeur de script avec coloration syntaxique, des fonctionnalités pratiques d'édition et d'exécution du code (comme l'autocomplétion), un affichage simultané du code, de la console **R**, des fichiers, graphiques et pages d'aide, une gestion des extensions, une intégration avec des systèmes de contrôle de versions comme **git**, etc. Il intègre de base divers outils comme par exemple la production de rapports au format **Rmarkdown**. Il est en développement actif et de nouvelles fonctionnalités sont ajoutées régulièrement. Son principal défaut est d'avoir une interface uniquement anglophone.

Figure 2. Interface de RStudio sous Windows

Pour une présentation plus générale de **RStudio** on pourra se référer au site du projet : http://www.rstudio.com/.

RStudio peut tout à fait être utilisé pour découvrir et démarrer avec **R**. Les différents chapitres d'**analyse-R** partent du principe que vous utilisez **R** avec **RStudio**. Cependant, à part les éléments portant sur l'interface de **RStudio**, l'ensemble du code et des fonctions **R** peuvent être utilisés directement dans **R**, même en l'absence de **RStudio**.

La documentation de **RStudio** (en anglais) est disponible en ligne à https://support.rstudio.com. Pour être tenu informé des dernières évolutions de **RStudio**, mais également de plusieurs extensions développées dans le cadre de ce projet, vous pouvez suivre le blog dédié http://blog.rstudio.org/.

Installation de R et RStudio

Installation de R 11
Installation de RStudio 11
Mise à jour de R sous Windows 12

Il est préférable de commencer par installer **R** avant d'installer **RStudio**.

Installation de R

Pour une installation sous **Windows**, on se rendra sur cette page : http://cran.r-project.org/bin/windows/base/ et l'on suivra le premier lien pour télécharger le programme d'installation. Une fois le programme d'installation lancé, il suffira d'installer **R** avec les options par défaut[1].

Pour **Mac OS X**, les fichiers d'installation sont disponibles à http://cran.r-project.org/bin/macosx/.

Si vous travaillez sous **Linux**, vous devriez pouvoir trouver **R** via votre gestionnaire de paquets, cela pouvant dépendre d'une distribution de **Linux** à une autre.

Installation de RStudio

Une fois **R** correctement installé, rendez-vous sur http://www.rstudio.com/products/rstudio/download/ pour télécharger la dernière version stable de **RStudio**. Plus précisément, il s'agit de l'édition *Open Source* de **RStudio Desktop** (en effet, il existe aussi une version serveur).

Choisissez l'installateur correspondant à votre système d'exploitation et suivez les instructions du programme d'installation.

1. Dans le cas particulier où votre ordinateur est situé derrière un proxy, il est préférable de choisir *Options de démarrage personnalisées* lorsque cela vous sera demandé par le programme d'installation, puis *Internet2* lorsqu'on vous demandera le mode de connexion à Internet. Ainsi, **R** utilisera par défaut la configuration internet du navigateur **Internet Explorer** et prendra ainsi en compte les paramètres du *proxy*.

Si vous voulez tester les dernières fonctionnalités de **RStudio**, vous pouvez télécharger la version de développement (plus riche en fonctionnalités que la version stable, mais pouvant contenir des bugs) sur http://www.rstudio.com/products/rstudio/download/preview/.

Mise à jour de R sous Windows

Pour mettre à jour **R** sous **Windows**, il suffit de télécharger et d'installer la dernière version du programme d'installation.

Petite particularité, la nouvelle version sera installée à côté de l'ancienne version. Si vous souhaitez faire de la place sur votre disque dur, vous pouvez désinstaller l'ancienne version en utilisant l'utilitaire *Désinstaller un programme* de **Windows**.

Lorsque plusieurs versions de **R** sont disponibles, **RStudio** choisit par défaut la plus récente. Il est vous est possible de spécifier à **RStudio** quelle version de **R** utiliser via le menu *Tools* > *Global Options* > *General*.

Petit défaut, les extensions (*packages*) sont installées par défaut sous **Windows** dans le répertoire `Documents de l'utilisateur > R > win-library > x.y` avec `x.y` correspondant au numéro de la version de **R**. Ainsi, si l'on travaillait avec la version 3.0 et que l'on passe à la version 3.2, les extensions que l'on avait sous l'ancienne version ne sont plus disponibles pour la nouvelle version. Une astuce consiste à recopier le contenu du répertoire `3.0` dans le répertoire `3.2`. Puis, on lancera **RStudio** (s'il était déjà ouvert, on le fermera puis relancera) et on mettra à jour l'ensemble des packages, soit avec la fonction, `update.packages` soit en cliquant sur *Update* dans l'onglet *Packages* du quadrant inférieur droit.

Premier contact

L'invite de commandes 14
Des objets 18
Objets simples 18
Vecteurs 21
Des fonctions 24
Arguments 25
Quelques fonctions utiles 26
Aide sur une fonction 27
Interprétation des arguments 28
Autocomplétion 30

NOTE

Ce chapitre est inspiré de la section *Prise en main* du support de cours Introduction à R réalisé par Julien Barnier.

Une fois **RStudio** lancé, vous devriez obtenir une fenêtre similaire à la figure ci-après.

Figure 1. Interface de RStudio au démarrage

L'interface de **RStudio** est divisée en quatre quadrants :

- le quadrant supérieur gauche est dédié aux différents fichiers de travail (nous y reviendrons dans le chapitre Premier travail avec les données, page 33) ;
- le quadrant inférieur gauche correspond à ce que l'on appelle la *console*, c'est-à-dire à **R** proprement dit ;
- le quadrant supérieur droit permet de connaître
    - la liste des objets en mémoire ou environnement de travail (onglet *Environment*)
    - ainsi que l'historique des commandes saisies dans la console (onglet *History*) ;
- le quadrant inférieur droit affiche
    - la liste des fichiers du répertoire de travail (onglet *Files*),
    - les graphiques réalisés (onglet *Plots*),
    - la liste des extensions disponibles (onglet *Packages*),
    - l'aide en ligne (onglet *Help*)
    - et un *Viewer* utilisé pour visualiser certains types de graphiques au format web.

Inutile de tout retenir pour le moment. Nous aborderons chaque outil en temps utile. Pour l'heure, concentrons-nous sur la console, c'est-à-dire le quadrant inférieur gauche.

L'invite de commandes

Au démarrage, la console contient un petit texte de bienvenue ressemblant à peu près à ce qui suit :

```
R version 3.2.0 (2015-04-16) -- "Full of Ingredients"
Copyright (C) 2015 The R Foundation for Statistical Computing
Platform: x86_64-w64-mingw32/x64 (64-bit)

R is free software and comes with ABSOLUTELY NO WARRANTY.
You are welcome to redistribute it under certain conditions.
Type 'license()' or 'licence()' for distribution details.

R is a collaborative project with many contributors.
Type 'contributors()' for more information and
'citation()' on how to cite R or R packages in publications.

Type 'demo()' for some demos, 'help()' for on-line help, or
'help.start()' for an HTML browser interface to help.
Type 'q()' to quit R.

>
```

suivi d'une ligne commençant par le caractère `>` et sur laquelle devrait se trouver votre curseur. Cette ligne est appelée l'invite de commande (ou prompt en anglais). Elle signifie que **R** est disponible et en attente de votre prochaine commande.

Nous allons tout de suite lui fournir une première commande. Tapez `2 + 3` dans la console et validez avec la touche `Entrée`.

```
R> 2 + 3
```

```
[1] 5
```

En premier lieu, vous pouvez noter la convention typographique utilisée dans ce documents. Les commandes saisies dans la console sont indiquées sur un fond gris et précédé de `R>`. Le résultat renvoyé par **R** est quant à lui affiché juste en-dessous sur fond blanc.

Bien, nous savons désormais que **R** sait faire les additions à un chiffre[1]. Nous pouvons désormais continuer avec d'autres opérations arithmétiques de base :

```
R> 8 - 12
```

```
[1] -4
```

1. La présence du `[1]` en début de ligne sera expliquée par la suite dans la section sur les vecteurs, page 21.

```
R> 14 * 25
```

```
[1] 350
```

```
R> -3/10
```

```
[1] -0.3
```

```
R> -0.3
```

```
[1] -0.3
```

On remarquera que **R** est anglo-saxon. Les nombres sont donc saisies « à l'anglaise », c'est-à-dire en utilisant le point (`.`) comme séparateur pour les décimales.

NOTE

Une petite astuce très utile lorsque vous tapez des commandes directement dans la console : en utilisant les flèches Haut et Bas du clavier, vous pouvez naviguer dans l'historique des commandes tapées précédemment. Vous pouvez alors facilement réexécuter ou modifier une commande particulière.

Sous **RStudio**, l'onglet *History* du quadrant haut-droite vous permet de consulter l'historique des commandes que vous avez transmises à **R**.

Onglet History sous RStudio

Un double-clic sur une commande la recopiera automatiquement dans la console. Vous pouvez également sélectionner une ou plusieurs commandes puis cliquer sur *To Console*.

Voir également (en anglais) : https://support.rstudio.com/hc/en-us/articles/200526217-Command-History.

Lorsqu'on fournit à **R** une commande incomplète, celui-ci nous propose de la compléter en nous présentant une invite de commande spéciale utilisant les signe `+`. Imaginons par exemple que nous avons malencontreusement tapé sur `Entrée` alors que nous souhaitions calculer `4 * 3` :

```
R> 4 *
```

On peut alors compléter la commande en saisissant simplement `3` :

```
R> 4 *
   + 3
```

```
[1] 12
```

NOTE

Pour des commandes plus complexes, il arrive parfois qu'on se retrouve coincé avec une invite `+` sans plus savoir comment compléter la saisie correctement. On peut alors annuler la commande en utilisant la touche `Echap` ou `Esc` sous **Windows**.

Sous **Linux** on utilise le traditionnel `Control + C`.

À noter que les espaces autour des opérateurs n'ont pas d'importance lorsque l'on saisit les commandes dans **R**. Les trois commandes suivantes sont donc équivalentes, mais on privilégie en général la deuxième pour des raisons de lisibilité du code.

```
R> 10+2
   10 + 2
   10    +    2
```

Des objets

Objets simples

Faire des opérations arithmétiques, c'est bien, mais sans doute pas totalement suffisant. Notamment, on aimerait pouvoir réutiliser le résultat d'une opération sans avoir à le resaisir ou à le copier/coller.

Comme tout langage de programmation, **R** permet de faire cela en utilisant des objets. Prenons tout de suite un exemple :

```
R> x <- 2
```

Que signifie cette commande ? L'opérateur `<-` est appelé opérateur d'assignation. Il prend une valeur quelconque à droite et la place dans l'objet indiqué à gauche. La commande pourrait donc se lire *mettre la valeur 2 dans l'objet nommé* `x`.

IMPORTANT

Il existe trois opérateurs d'assignation sous **R**. Ainsi les trois écritures suivantes sont équivalentes :

```
R> x <- 2
   x = 2
   x <- 2
```

Cependant, pour une meilleure lecture du code, il est conseillé de n'utiliser que `<-`. Ainsi, l'objet créé est systématiquement affiché à gauche. De plus, le symbole `=` sert également pour écrire des conditions ou à l'intérieur de fonctions. Il est donc préférable de ne pas l'utiliser pour assigner une valeur (afin d'éviter les confusions).

On va ensuite pouvoir réutiliser cet objet dans d'autres calculs ou simplement afficher son contenu :

```
R> x + 3
```

```
[1] 5
```

```
R> x
```

```
[1] 2
```

NOTE

Par défaut, si on donne à **R** seulement le nom d'un objet, il va se débrouiller pour nous présenter son contenu d'une manière plus ou moins lisible.

On peut utiliser autant d'objets qu'on veut. Ceux-ci peuvent contenir des nombres, des chaînes de caractères (indiquées par des guillemets droits doubles `"` ou simples `'`) et bien d'autres choses encore :

```
R> x <- 27
   y <- 10
   foo <- x + y
   foo
```

```
[1] 37
```

```
R> x <- "Hello"
   foo <- x
   foo
```

```
[1] "Hello"
```

IMPORTANT

Les noms d'objets peuvent contenir des lettres, des chiffres, les symboles `.` et `_`. Ils doivent impérativement commencer par une lettre (jamais par un chiffre). **R** fait la différence entre les majuscules et les minuscules, ce qui signifie que `x` et `X` sont deux objets différents. On évitera également d'utiliser des caractères accentués dans les noms d'objets. Comme les espaces ne sont pas autorisés on pourra les remplacer par un point ou un tiret bas.

Enfin, signalons que certains noms courts sont réservés par **R** pour son usage interne et doivent être évités. On citera notamment `c`, `q`, `t`, `C`, `D`, `F`, `I`, `T`, `max`, `min`...

Dans **RStudio**, l'onglet *Environment* dans le quadrant supérieur droit indique la liste des objets que vous avez précédemment créés, leur type et la taille qu'ils occupent en mémoire.

Figure 2. Onglet Environment de RStudio

Vecteurs

Imaginons maintenant que nous avons interrogé dix personnes au hasard dans la rue et que nous avons relevé pour chacune d'elle sa taille en centimètres. Nous avons donc une série de dix nombres que nous souhaiterions pouvoir réunir de manière à pouvoir travailler sur l'ensemble de nos mesures.

Un ensemble de données de même nature constituent pour **R** un vecteur (en anglais vector) et se construit à l'aide d'une fonction nommée `c`[2]. On l'utilise en lui donnant la liste de nos données, entre parenthèses, séparées par des virgules :

```
R> tailles <- c(167, 192, 173, 174, 172, 167, 171, 185, 163, 170)
```

Ce faisant, nous avons créé un objet nommé `tailles` et comprenant l'ensemble de nos données, que nous pouvons afficher en saisissant simplement son nom :

```
R> tailles
```

```
 [1] 167 192 173 174 172 167 171 185 163 170
```

Que se passe-t-il s'il on créé un vecteur plus grand ?

2. `c` est l'abbréviation de *combine*. Le nom de cette fonction est très court car on l'utilise très souvent.

```
R> c(144, 168, 179, 175, 182, 188, 167, 152, 163, 145, 176, 155, 156, 164, 167, 1
   55,
     157, 185, 155, 169, 124, 178, 182, 195, 151, 185, 159, 156, 184, 172)
```

```
 [1] 144 168 179 175 182 188 167 152 163 145 176 155 156 164 167 155 157 185 155
[20] 169 124 178 182 195 151 185 159 156 184 172
```

On a bien notre suite de trente tailles, mais on peut remarquer la présence de nombres entre crochets au début de chaque ligne (`[1]` , `[12]` et `[23]`). En fait ces nombres entre crochets indiquent la position du premier élément de la ligne dans notre vecteur. Ainsi, le 155 en début de deuxième ligne est le 12e élément du vecteur, tandis que le 182 de la troisième ligne est à la 23e position.

On en déduira d'ailleurs que lorsque l'on fait :

```
R> 2
```

```
[1] 2
```

R considère en fait le nombre 2 comme un vecteur à un seul élément.

On peut appliquer des opérations arithmétiques simples directement sur des vecteurs :

```
R> tailles <- c(167, 192, 173, 174, 172, 167, 171, 185, 163, 170)
   tailles + 20
```

```
 [1] 187 212 193 194 192 187 191 205 183 190
```

```
R> tailles/100
```

```
 [1] 1.67 1.92 1.73 1.74 1.72 1.67 1.71 1.85 1.63 1.70
```

```
R> tailles^2
```

```
 [1] 27889 36864 29929 30276 29584 27889 29241 34225 26569 28900
```

On peut aussi combiner des vecteurs entre eux. L'exemple suivant calcule l'indice de masse corporelle à partir de la taille et du poids :

```
R> tailles <- c(167, 192, 173, 174, 172, 167, 171, 185, 163, 170)
   poids <- c(86, 74, 83, 50, 78, 66, 66, 51, 50, 55)
   tailles.m <- tailles/100
   imc <- poids/(tailles.m^2)
   imc
```

```
 [1] 30.83653 20.07378 27.73230 16.51473 26.36560 23.66524 22.57105 14.90139
 [9] 18.81892 19.03114
```

IMPORTANT

Quand on fait des opérations sur les vecteurs, il faut veiller à soit utiliser un vecteur et un chiffre (dans des opérations du type `v * 2` ou `v + 10`), soit à utiliser des vecteurs de même longueur (dans des opérations du type `u + v`).

Si on utilise des vecteurs de longueur différentes, on peut avoir quelques surprises. Quand **R** effectue une opération avec deux vecteurs de longueurs différentes, il recopie le vecteur le plus court de manière à lui donner la même taille que le plus long, ce qui s'appelle la règle de recyclage (*recycling rule*). Ainsi, `c(1,2) + c(4,5,6,7,8)` vaudra l'équivalent de `c(1,2,1,2,1) + c(4,5,6,7,8)`.

On a vu jusque-là des vecteurs composés de nombres, mais on peut tout à fait créer des vecteurs composés de chaînes de caractères, représentant par exemple les réponses à une question ouverte ou fermée :

```
R> reponse <- c("Bac+2", "Bac", "CAP", "Bac", "Bac", "CAP", "BEP")
   reponse
```

```
[1] "Bac+2" "Bac"   "CAP"   "Bac"   "Bac"   "CAP"   "BEP"
```

Enfin, notons que l'on peut accéder à un élément particulier du vecteur en faisant suivre le nom du vecteur de crochets contenant le numéro de l'élément désiré. Par exemple :

```
R> reponse <- c("Bac+2", "Bac", "CAP", "Bac", "Bac", "CAP", "BEP")
   reponse[2]
```

```
[1] "Bac"
```

Cette opération s'appelle l'indexation d'un vecteur. Il s'agit ici de sa forme la plus simple, mais il en existe d'autres beaucoup plus complexes. L'indexation des vecteurs et des tableaux dans **R** est l'un des éléments particulièrement souples et puissants du langage (mais aussi l'un des plus délicats à comprendre et à

maîtriser). Nous en reparlerons dans le chapitre sur la manipulation de données.

> **NOTE**
>
> Sous **RStudio**, vous avez du remarquer que ce dernier effectue une coloration syntaxique. Lorsque vous tapez une commande, les valeurs numériques sont affichées dans une certaine couleur, les valeurs textuelles dans une autre et les noms des fonctions dans une troisième. De plus, si vous tapez une parenthèse ouvrante, **RStudio** va créer automatiquement après le curseur la parenthèse fermante correspondante (de même avec les guillements ou les crochets). Si vous placez le curseur juste après une parenthèse fermante, la parenthèse ouvrante correspondante sera surlignée, ce qui sera bien pratique lors de la rédaction de commandes complexes.

Des fonctions

Nous savons désormais faire des opérations simples sur des nombres et des vecteurs, stocker ces données et résultats dans des objets pour les réutiliser par la suite.

Pour aller un peu plus loin nous allons aborder, après les objets, l'autre concept de base de **R**, à savoir les fonctions. Une fonction se caractérise de la manière suivante :

- elle a un nom ;
- elle accepte des arguments (qui peuvent avoir un nom ou pas) ;
- elle retourne un résultat et peut effectuer une action comme dessiner un graphique ou lire un fichier.

En fait rien de bien nouveau puisque nous avons déjà utilisé plusieurs fonctions jusqu'ici, dont la plus visible est la fonction `c`. Dans la ligne suivante :

```
R> reponse <- c("Bac+2", "Bac", "CAP", "Bac", "Bac", "CAP", "BEP")
```

on fait appel à la fonction nommée `c`, on lui passe en arguments (entre parenthèses et séparées par des virgules) une série de chaînes de caractères et elle retourne comme résultat un vecteur de chaînes de caractères, que nous stockons dans l'objet `reponse`.

Prenons tout de suite d'autres exemples de fonctions courantes :

```
R> tailles <- c(167, 192, 173, 174, 172, 167, 171, 185, 163, 170)
   length(tailles)
```

```
[1] 10
```

```
R> mean(tailles)
```

```
[1] 173.4
```

```
R> var(tailles)
```

```
[1] 76.71111
```

Ici, la fonction `length` nous renvoie le nombre d'éléments du vecteur, la fonction `mean` nous donne la moyenne des éléments du vecteur et fonction `var` sa variance.

Arguments

Les arguments de la fonction lui sont indiqués entre parenthèses, juste après son nom. En général les premiers arguments passés à la fonction sont des données servant au calcul et les suivants des paramètres influant sur ce calcul. Ceux-ci sont en général transmis sous la forme d'argument nommés.

Reprenons l'exemple des tailles précédent :

```
R> tailles <- c(167, 192, 173, 174, 172, 167, 171, 185, 163, 170)
```

Imaginons que le deuxième enquêté n'ait pas voulu nous répondre. Nous avons alors dans notre vecteur une valeur manquante. Celle-ci est symbolisée dans **R** par le code `NA` :

```
R> tailles <- c(167, NA, 173, 174, 172, 167, 171, 185, 163, 170)
```

Recalculons notre taille moyenne :

```
R> mean(tailles)
```

```
[1] NA
```

Et oui, par défaut, **R** renvoie `NA` pour un grand nombre de calculs (dont la moyenne) lorsque les données comportent une valeur manquante. On peut cependant modifier ce comportement en fournissant un paramètre supplémentaire à la fonction `mean`, nommé `na.rm` :

```
R> mean(tailles, na.rm = TRUE)
```

```
[1] 171.3333
```

Positionner le paramètre `na.rm` à `TRUE` (vrai) indique à la fonction `mean` de ne pas tenir compte des valeurs manquantes dans le calcul.

Lorsqu'on passe un argument à une fonction de cette manière, c'est-à-dire sous la forme `nom=valeur`, on parle d'argument nommé.

IMPORTANT

`NA` signifie *not available*. Cette valeur particulière peut être utilisée pour indiquer une valeur manquante pour tout type de liste (nombres, textes, valeurs logique, etc.).

Quelques fonctions utiles

Récapitulons la liste des fonctions que nous avons déjà rencontrées :

Fonction	Description
`c`	construit un vecteur à partir d'une série de valeurs
`length`	nombre d'éléments d'un vecteur
`mean`	moyenne d'un vecteur de type numérique
`var`	variance d'un vecteur de type numérique
`+`, `-`, `*`, `/`	opérateurs mathématiques de base
`^`	passage à la puissance

On peut rajouter les fonctions de base suivantes :

Fonction	Description
`min`	valeur minimale d'un vecteur numérique
`max`	valeur maximale d'un vecteur numérique
`sd`	écart-type d'un vecteur numérique
`:`	génère une séquence de nombres. `1:4` équivaut à `c(1,2,3,4)`

Aide sur une fonction

Il est très fréquent de ne plus se rappeler quels sont les paramètres d'une fonction ou le type de résultat qu'elle retourne. Dans ce cas on peut très facilement accéder à l'aide décrivant une fonction particulière avec `?` ou `help`. Ainsi, pour obtenir de l'aide sur la fonction `mean`, on saisira l'une des deux entrées équivalentes suivantes :

```
R> ?mean
   help("mean")
```

NOTE

L'utilisation du raccourci `?` ne fonctionne pas pour certains opérateurs comme `*`. Dans ce cas on pourra utiliser `?'*'` ou bien simplement `help("*")`.

Sous **RStudio**, le fichier d'aide associé apparaitra dans le quadrant inférieur droit sous l'onglet *Help*.

Figure 3. Onglet Help de RStudio

Cette page décrit (en anglais) la fonction, ses arguments, son résultat, le tout accompagné de diverses notes, références et exemples. Ces pages d'aide contiennent à peu près tout ce que vous pourrez chercher à savoir, mais elles ne sont pas toujours d'une lecture aisée.

Un autre cas très courant dans **R** est de ne pas se souvenir ou de ne pas connaître le nom de la fonction effectuant une tâche donnée. Dans ce cas on se reportera aux différentes manières de trouver de l'aide décrites dans le chapitre Où trouver de l'aide ?, page 165.

Interprétation des arguments

Prenons l'exemple de la fonction `format` dont la version de base permet de mettre en forme un nombre. Affichons le fichier d'aide associé.

```
R> `?`(format)
```

La section *Usage* présente les arguments de cette fonction et leur valeur par défaut :

```
format(x, trim = FALSE, digits = NULL, nsmall = 0L,
       justify = c("left", "right", "centre", "none"),
       width = NULL, na.encode = TRUE, scientific = NA,
       big.mark = "",   big.interval = 3L,
       small.mark = "", small.interval = 5L,
       decimal.mark = ".", zero.print = NULL,
       drop0trailing = FALSE, ...)
```

Regardons ce que cette fonction peut faire. Passons-lui un vecteur avec deux nombres :

```
R> format(c(12.3, 5678))
```

```
[1] "  12.3" "5678.0"
```

Elle renvoie un vecteur de chaînes de caractères. Le nombre de décimales a été harmonisé et des espaces ont été ajoutés au début du premier nombre afin que l'ensemble des valeurs soient alignées vers la droite.

L'argument `trim` permet de supprimer les espaces ajoutés en début de chaîne.

```
R> format(c(12.3, 5678), TRUE)
```

```
[1] "12.3"   "5678.0"
```

Dans le cas présent, nous avons saisi les arguments de la fonction sans les nommer. Dès lors, **R** considère l'ordre dans lesquels nous avons saisi les arguments, ordre qui correspond à celui du fichier d'aide. Il a dès lors considéré que `c(12.3, 5678)` correspond à la valeur attribuée à `x` et que `TRUE` est la valeur attribuée à `trim`.

L'argument `nsmall` permet d'indiquer le nombre minimum de décimales que l'on souhaite afficher. Il est en quatrième position. Dès lors, pour pouvoir le renseigner avec des arguments non nommés, il faut fournir également une valeur pour le troisième argument `digits`.

```
R> format(c(12.3, 5678), TRUE, NULL, 2)
```

```
[1] "12.30"   "5678.00"
```

Ce n'est pas forcément ce qu'il y a de plus pratique. D'où l'intérêt des arguments nommés. En précisant `nsmall =` dans l'appel de la fonction, on pourra indiquer que l'on souhaite modifier spécifiquement

cet argument. Lorsque l'on utilise des arguments non nommés, l'ordre n'importe plus puisque **R** sera en capacité de reconnaître ses petits.

```
R> format(nsmall = 2, x = c(12.3, 5678))
```

```
[1] "  12.30" "5678.00"
```

À l'usage, on aura le plus souvent recours à une combinaison d'arguments non nommés et d'arguments nommés. On indiquera les premiers arguments (qui correspondent en général aux données de départ) sans les nommer et on précisera les options souhaitées avec des arguments nommés. Par exemple, pour un affichage à la française :

```
R> format(c(12.3, 5678), decimal.mark = ",", big.mark = " ")
```

```
[1] "   12,3" "5 678,0"
```

Lorsque l'on regarde la section *Usage* du fichier d'aide, il apparait que certains arguments, suivi par le symbole `=`, ont une valeur par défaut. Il n'est donc pas nécessaire de les inclure dans l'appel de la fonction, auquel cas la valeur pas défaut sera prise en compte. Par contre, d'autres arguments, ici `x`, n'ont pas de valeur par défaut et il est donc nécessaire de fournir systématiquement une valeur.

```
R> format(decimal.mark = ",")
```

```
Error in format.default(decimal.mark = ","): l'argument "x" est manquant, avec a
ucune valeur par défaut
```

Enfin, pour certaines fonctions, on verra parfois apparaître le symbole `...` Ce dernier correspond à un nombre indéterminé d'arguments. Il peut s'agir, comme dans le cas de `format` d'arguments additionnels qui seront utilisés dans certains cas de figure, ou bien d'arguments qui seront transmis à une fonction secondaire appelée par la fonction principale, ou encore, comme pour le cas de la fonction `c`, de la possibilité de saisir un nombre indéfini de données sources.

Autocomplétion

RStudio fournit un outil bien pratique appelé autocomplétion[3]. Saisissez les premières lettres d'une fonction, par exemple `me` puis appuyez sur la touche `Tabulation`. **RStudio** affichera la liste des fonctions dont le nom commence par `me` ainsi qu'un court descriptif de chacune. Un appui sur la touche `Entrée` provoquera la saisie du nom complet de la fonction choisie.

3. En bon français, il faudrait dire *complètement automatique*.

Figure 4. Auto-complétion sous RStudio

À l'intérieur des parenthèses d'une fonction, vous pouvez utiliser l'autocomplétion pour retrouver un argument de cette fonction.

Vous pouvez également utiliser l'autocomplétion pour retrouver le nom d'un objet que vous avez précédemment créé.

Pour plus de détails, voir la documentation officielle de **RStudio** (https://support.rstudio.com/hc/en-us/articles/205273297-Code-Completion).

Premier travail avec des données

Regrouper les commandes dans des scripts 33
Ajouter des commentaires 35
Tableaux de données 37
Inspection visuelle des données 38
Structure du tableau 40
Accéder aux variables 41
La fonction str 42
Quelques calculs simples 47
Nos premiers graphiques 50
Et ensuite ? 51

NOTE

Ce chapitre est inspiré de la section *Premier travail avec les données* du support de cours Introduction à R réalisé par Julien Barnier.

Regrouper les commandes dans des scripts

Jusqu'à maintenant nous avons utilisé uniquement la console pour communiquer avec **R** via l'invite de commandes. Le principal problème de ce mode d'interaction est qu'une fois qu'une commande est tapée, elle est pour ainsi dire « perdue », c'est-à-dire qu'on doit la saisir à nouveau si on veut l'exécuter une seconde fois. L'utilisation de la console est donc restreinte aux petites commandes « jetables », le plus souvent utilisées comme test.

La plupart du temps, les commandes seront stockées dans un fichier à part, que l'on pourra facilement ouvrir, éditer et exécuter en tout ou partie si besoin. On appelle en général ce type de fichier un script.

Pour comprendre comment cela fonctionne, dans **RStudio** cliquez sur l'icône en haut à gauche représentant un fichier avec un signe plus vert, puis choisissez *R script*.

Figure 1. Créer un nouveau script R dans RStudio

Un nouvel onglet apparaît dans le quadrant supérieur gauche.

Figure 2. Onglet d'un script R dans RStudio

Nous pouvons désormais y saisir des commandes. Par exemple, tapez sur la première ligne la commande suivante : `2 + 2`. Ensuite, cliquez sur l'icône *Run* (en haut à droite de l'onglet du script) ou bien pressez simulatément les touches `CTRL` et `Entrée`[1].

Les lignes suivantes ont dû faire leur apparition dans la console :

```
R> 2 + 2
```

```
[1] 4
```

Voici donc comment soumettre rapidement à **R** les commandes saisies dans votre fichier. Vous pouvez désormais l'enregistrer, l'ouvrir plus tard, et en exécuter tout ou partie. À noter que vous avez plusieurs possibilités pour soumettre des commandes à **R** :

- vous pouvez exécuter la ligne sur laquelle se trouve votre curseur en cliquant sur *Run* ou en pressant simulatément les touches `CTRL` et `Entrée` ;
- vous pouvez sélectionner plusieurs lignes contenant des commandes et les exécuter toutes en une seule fois exactement de la même manière ;
- vous pouvez exécuter d'un coup l'intégralité de votre fichier en cliquant sur l'icône *Source*.

La plupart du travail sous **R** consistera donc à éditer un ou plusieurs fichiers de commandes et à envoyer régulièrement les commandes saisies à **R** en utilisant les raccourcis clavier *ad hoc*.

Pour plus d'information sur l'utilisation des scripts **R** dans **RStudio**, voir (en anglais) : https://support.rstudio.com/hc/en-us/articles/200484448-Editing-and-Executing-Code.

> **NOTE**
>
> Quand vous enregistrez un script sous **RStudio**, il est possible qu'il vous demande de choisir un type d'encodage des caractères (*Choose Encoding*). Si tel est le cas, utilisez de préférence **UTF-8**.

Ajouter des commentaires

Un commentaire est une ligne ou une portion de ligne qui sera ignorée par **R**. Ceci signifie qu'on peut y écrire ce qu'on veut et qu'on va les utiliser pour ajouter tout un tas de commentaires à notre code permettant de décrire les différentes étapes du travail, les choses à se rappeler, les questions en suspens, etc.

Un commentaire sous **R** commence par un ou plusieurs symboles `#` (qui s'obtient avec les touches `Alt Gr` et `3` sur les claviers de type PC). Tout ce qui suit ce symbole jusqu'à la fin de la ligne est considéré comme un commentaire. On peut créer une ligne entière de commentaire en la faisant débuter par `##`. Par exemple :

1. Sous **Mac OS X**, on utilise les touches `Pomme` et `Entrée`.

```
R> ## Tableau croisé de la CSP par le nombre de livres lus.  Attention au nombre
   de
   ## non réponses !
```

On peut aussi créer des commentaires pour une ligne en cours :

```
R> x <- 2  # On met 2 dans x, parce qu'il le vaut bien
```

IMPORTANT

Dans tous les cas, il est très important de documenter ses fichiers **R** au fur et à mesure, faute de quoi on risque de ne plus y comprendre grand chose si on les reprend ne serait-ce que quelques semaines plus tard.

Avec **RStudio**, vous pouvez également utiliser les commentaires pour créer des sections au sein de votre script et naviguer plus rapidement. Il suffit de faire suivre une ligne de commentaires d'au moins 4 signes moins (`----`). Par exemple, si vous saisissez ceci dans votre script :

```
R> ## Créer les objets ----

   x <- 2
   y <- 5

   ## Calculs ----

   x + y
```

Vous verrez apparaître en bas à gauche de la fenêtre du script un symbole dièse orange. Si vous cliquez dessus, un menu de navigation s'affichera vous permettant de vous déplacez rapidement au sein de votre script. Pour plus d'information, voir la documentation de **RStudio** (en anglais) : https://support.rstudio.com/hc/en-us/articles/200484568-Code-Folding-and-Sections.

Figure 3. Navigation rapide dans les scripts sous RStudio

Note : on remarquera au passage que le titre de l'onglet est affiché en rouge et suivi d'une astérisque (`*`), nous indiquant ainsi qu'il y a des modifications non enregistrées dans notre fichier.

Tableaux de données

Dans cette partie nous allons utiliser un jeu de données inclus dans l'extension **questionr**. L'installation d'extension est décrite dans le chapitre Extensions, page 53.

Le jeu de données en question est un extrait de l'enquête *Histoire de vie* réalisée par l'INSEE en 2003. Il contient 2000 individus et 20 variables. Pour pouvoir utiliser ces données, il faut d'abord charger l'extension **questionr** (après l'avoir installée, bien entendu). Le chargement d'une extension en mémoire se fait à l'aide de la fonction `library`. Sous **RStudio**, vous pouvez également charger une extension en allant dans l'onglet *Packages* du quadrant inférieur droit qui liste l'ensemble des packages disponibles et en cliquant la case à cocher située à gauche du nom du package désiré.

```
R> library(questionr)
```

Puis nous allons indiquer à **R** que nous souhaitons accéder au jeu de données `hdv2003` à l'aide de la fonction `data` :

```
R> data(hdv2003)
```

Bien. Et maintenant, elles sont où mes données ? Et bien elles se trouvent dans un objet nommé `hdv2003` désormais chargé en mémoire et accessible directement. D'ailleurs, cet objet est maintenant visible dans l'onglet *Environment* du quadrant supérieur droit.

Essayons de taper son nom à l'invite de commande :

```
R> hdv2003
```

Le résultat (non reproduit ici) ne ressemble pas forcément à grand-chose… Il faut se rappeler que par défaut, lorsqu'on lui fournit seulement un nom d'objet, **R** essaye de l'afficher de la manière la meilleure (ou la moins pire) possible. La réponse à la commande `hdv2003` n'est donc rien moins que l'affichage des données brutes contenues dans cet objet.

Ce qui signifie donc que l'intégralité de notre jeu de données est inclus dans l'objet nommé `hdv2003` ! En effet, dans **R**, un objet peut très bien contenir un simple nombre, un vecteur ou bien le résultat d'une enquête tout entier. Dans ce cas, les objets sont appelés des *data frames*, ou tableaux de données. Ils peuvent être manipulés comme tout autre objet. Par exemple :

```
R> d <- hdv2003
```

va entraîner la copie de l'ensemble de nos données dans un nouvel objet nommé `d`, ce qui peut paraître parfaitement inutile mais a en fait l'avantage de fournir un objet avec un nom beaucoup plus court, ce qui diminuera la quantité de texte à saisir par la suite.

Résumons

Comme nous avons désormais décidé de saisir nos commandes dans un script et non plus directement dans la console, les premières lignes de notre fichier de travail sur les données de l'enquête *Histoire de vie* pourraient donc ressembler à ceci :

```
R> ## Chargement des extensions nécessaires ----
   library(questionr)
   ## Jeu de données hdv2003 ----
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
```

Inspection visuelle des données

La particularité de **R** par rapport à d'autres logiciels comme **Modalisa** ou **SPSS** est de ne pas proposer, par défaut, de vue des données sous forme de tableau. Ceci peut parfois être un peu déstabilisant dans

les premiers temps d'utilisation, même si l'on perd vite l'habitude et qu'on finit par se rendre compte que « voir » les données n'est pas forcément un gage de productivité ou de rigueur dans le traitement.

Néanmoins, **R** propose une interface permettant de visualiser le contenu d'un tableau de données à l'aide de la fonction `View` :

```
R> View(d)
```

Sous **RStudio**, on peut aussi afficher la visionneusee (*viewer*) en cliquant sur la petite icône en forme de tableau située à droite de la ligne d'un tableau de données dans l'onglet *Environment* du quadrant supérieur droit (cf. figure ci-après).

Figure 4. Icône pour afficher une vue du contenu d'un tableau

Dans tous les cas, **RStudio** lancera le *viewer* dans un onglet dédié dans le quadrant supérieur gauche. Le visualiseur de **RStudio** est plus avancé que celui-de base fournit par **R**. Il est possible de trier les données selon une variable en cliquant sur le nom de cette dernière. Il y a également un champs de recherche et un bouton *Filter* donnant accès à des options de filtrage avancées.

Untitled1* d

Filter

	id	age	sexe	nivetud	poids	occup	qualif	freres.soeurs	clso
1	1	28	Femme	Enseignement superieur y compris technique superieur	2634.3982	Exerce une profession	Employe	8	Oui
2	2	23	Femme	NA	9738.3958	Etudiant, eleve	NA	2	Oui
3	3	59	Homme	Derniere annee d'etudes primaires	3994.1025	Exerce une profession	Technicien	2	Non
4	4	34	Homme	Enseignement superieur y compris technique superieur	5731.6615	Exerce une profession	Technicien	1	Non
5	5	71	Femme	Derniere annee d'etudes primaires	4329.0940	Retraite	Employe	0	Oui
6	6	35	Femme	Enseignement technique ou professionnel court	8674.6994	Exerce une profession	Employe	5	Non
7	7	60	Femme	Derniere annee d'etudes primaires	6165.8035	Au foyer	Ouvrier qualifie	1	Oui
8	8	47	Homme	Enseignement technique ou professionnel court	12891.6408	Exerce une profession	Ouvrier qualifie	5	Non
9	9	20	Femme	NA	7808.8721	Etudiant, eleve	NA	4	Oui
10	10	28	Homme	Enseignement technique ou professionnel long	2277.1605	Exerce une profession	Autre	2	Non
11	11	65	Femme	Enseignement superieur y compris technique superieur	704.3227	Retraite	Employe	3	Oui
12	12	47	Homme	2eme cycle	6697.8682	Exerce une profession	Ouvrier qualifie	4	Oui
13	13	63	Femme	Derniere annee d'etudes primaires	7118.4659	Retraite	Employe	1	Oui
14	14	67	Femme	Enseignement technique ou professionnel court	586.7714	Exerce une profession	NA	5	Oui
15	15	76	Femme	A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes ...	11042.0774	Retraite	NA	2	Oui
16	16	49	Femme	Enseignement technique ou professionnel court	9958.2287	Exerce une profession	Employe	3	Non
17	17	62	Homme	Enseignement superieur y compris technique superieur	4836.1393	Retraite	Cadre	4	Non

Showing 1 to 18 of 2,000 entries

Figure 5. La visionneuse de données de RStudio

Structure du tableau

Avant de travailler sur les données, nous allons essayer de comprendre comment elles sont structurées. Lors de l'import de données depuis un autre logiciel (que nous aborderons dans un autre chapitre, page 129), il s'agira souvent de vérifier que l'importation s'est bien déroulée.

Nous avons déjà vu qu'un tableau de données est organisé en lignes et en colonnes, les lignes correspondant aux observations et les colonnes aux variables. Les fonctions `nrow`, `ncol` et `dim` donnent respectivement le nombre de lignes, le nombre de colonnes et les dimensions de notre tableau. Nous pouvons donc d'ores et déjà vérifier que nous avons bien 2000 lignes et 20 colonnes :

```
R> nrow(d)
```

```
[1] 2000
```

```
R> ncol(d)
```

```
[1] 20
```

```
R> dim(d)
```

```
[1] 2000   20
```

La fonction `names` donne les noms des colonnes de notre tableau, c'est-à-dire les noms des variables :

```
R> names(d)
```

```
 [1] "id"            "age"           "sexe"          "nivetud"
 [5] "poids"         "occup"         "qualif"        "freres.soeurs"
 [9] "clso"          "relig"         "trav.imp"      "trav.satisf"
[13] "hard.rock"     "lecture.bd"    "peche.chasse"  "cuisine"
[17] "bricol"        "cinema"        "sport"         "heures.tv"
```

Accéder aux variables

`d` représente donc l'ensemble de notre tableau de données. Nous avons vu que si l'on saisit simplement `d` à l'invite de commandes, on obtient un affichage du tableau en question. Mais comment accéder aux variables, c'est à dire aux colonnes de notre tableau ?

La réponse est simple : on utilise le nom de l'objet, suivi de l'opérateur `$`, suivi du nom de la variable, comme ceci :

```
R> d$sexe
```

Au regard du résultat (non reproduit ici), on constate alors que **R** a bien accédé au contenu de notre variable *sexe* du tableau `d` et a affiché son contenu, c'est-à-dire l'ensemble des valeurs prises par la variable.

Les fonctions `head` et `tail` permettent d'afficher seulement les premières (respectivement les dernières) valeurs prises par la variable. On peut leur passer en argument le nombre d'éléments à afficher :

```
R> head(d$nivetud)
```

```
[1] Enseignement superieur y compris technique superieur
[2] <NA>
[3] Derniere annee d'etudes primaires
[4] Enseignement superieur y compris technique superieur
[5] Derniere annee d'etudes primaires
[6] Enseignement technique ou professionnel court
```

```
8 Levels: N'a jamais fait d'etudes ...
```

```
R> tail(d$age, 10)
```

```
 [1] 52 42 50 41 46 45 46 24 24 66
```

À noter que ces fonctions marchent aussi pour afficher les lignes du tableau `d` :

```
R> head(d, 2)
```

```
  id age  sexe                                                 nivetud    poids
1  1  28 Femme Enseignement superieur y compris technique superieur 2634.398
2  2  23 Femme                                                    <NA> 9738.396
                occup  qualif freres.soeurs clso                      relig
1 Exerce une profession Employe            8  Oui Ni croyance ni appartenance
2       Etudiant, eleve    <NA>            2  Oui Ni croyance ni appartenance
       trav.imp    trav.satisf hard.rock lecture.bd peche.chasse cuisine bricol
1 Peu important Insatisfaction       Non        Non          Non     Oui    Non
2          <NA>           <NA>       Non        Non          Non     Non    Non
  cinema sport heures.tv
1    Non   Non         0
2    Oui   Oui         1
```

La fonction str

La fonction `str` est plus complète que `names`. Elle liste les différentes variables, indique leur type et donne le cas échéant des informations supplémentaires ainsi qu'un échantillon des premières valeurs prises par cette variable :

```
R> str(d)
```

```
'data.frame':   2000 obs. of  20 variables:
 $ id           : int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ age          : int  28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
 $ sexe         : Factor w/ 2 levels "Homme","Femme": 2 2 1 1 2 2 2 1 2 1 ...
 $ nivetud      : Factor w/ 8 levels "N'a jamais fait d'etudes",..: 8 NA 3 8 3
6 3 6 NA 7 ...
 $ poids        : num  2634 9738 3994 5732 4329 ...
 $ occup        : Factor w/ 7 levels "Exerce une profession",..: 1 3 1 1 4 1 6
```

```
1 3 1 ...
 $ qualif       : Factor w/ 7 levels "Ouvrier specialise",..: 6 NA 3 3 6 6 2 2 N
A 7 ...
 $ freres.soeurs: int  8 2 2 1 0 5 1 5 4 2 ...
 $ clso         : Factor w/ 3 levels "Oui","Non","Ne sait pas": 1 1 2 2 1 2 1 2
1 2 ...
 $ relig        : Factor w/ 6 levels "Pratiquant regulier",..: 4 4 4 3 1 4 3 4
3 2 ...
 $ trav.imp     : Factor w/ 4 levels "Le plus important",..: 4 NA 2 3 NA 1 NA 4
NA 3 ...
 $ trav.satisf  : Factor w/ 3 levels "Satisfaction",..: 2 NA 3 1 NA 3 NA 2 NA 1
...
 $ hard.rock    : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ lecture.bd   : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ peche.chasse : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 ...
 $ cuisine      : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 2 1 1 2 1 1 2 2 1 1 ...
 $ bricol       : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 ...
 $ cinema       : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 2 1 2 1 2 1 1 2 2 ...
 $ sport        : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 2 2 2 1 2 1 1 1 2 ...
 $ heures.tv    : num  0 1 0 2 3 2 2.9 1 2 2 ...
```

La première ligne nous informe qu'il s'agit bien d'un tableau de données avec 2000 observations et 20 variables. Vient ensuite la liste des variables. La première se nomme `id` et est de type entier (*int*). La seconde se nomme `age` et est de type numérique. La troisième se nomme `sexe`, il s'agit d'un facteur (*factor*).

Un facteur est une variable pouvant prendre un nombre limité de modalités (*levels*). Ici notre variable a deux modalités possibles : « Homme » et « Femme ». Ce type de variable est décrit plus en détail dans le chapitre sur la manipulation de données.

IMPORTANT

La fonction `str` est essentielle à connaître et peut s'appliquer à n'importe quel type d'objet. C'est un excellent moyen de connaître en détail la structure d'un objet. Cependant, les résultats peuvent être parfois trop détaillés et on lui priviligiera dans certains cas la fonction `describe` que l'on abordera dans les prochains chapitres, cependant moins générique puisque ne s'appliquant qu'à des tableaux de données et à des vecteurs, tandis que `str` peut s'appliquer à absolument **tout** objet, y compris des fonctions.

```
R> describe(d)
```

```
[2000 obs. x 20 variables] tbl_df tbl data.frame

$id:
integer: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
min: 1 - max: 2000 - NAs: 0 (0%) - 2000 unique values

$age:
integer: 28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
min: 18 - max: 97 - NAs: 0 (0%) - 78 unique values

$sexe:
nominal factor: "Femme" "Femme" "Homme" "Homme" "Femme" "Femme" "Femme" "Homm
e" "Femme" "Homme" ...
2 levels: Homme | Femme
NAs: 0 (0%)

$nivetud:
nominal factor: "Enseignement superieur y compris technique superieur" NA "De
rniere annee d'etudes primaires" "Enseignement superieur y compris technique
superieur" "Derniere annee d'etudes primaires" "Enseignement technique ou pro
fessionnel court" "Derniere annee d'etudes primaires" "Enseignement techniqu
e ou professionnel court" NA "Enseignement technique ou professionnel long"
...
8 levels: N'a jamais fait d'etudes | A arrete ses etudes, avant la derniere a
nnee d'etudes primaires | Derniere annee d'etudes primaires | 1er cycle | 2em
e cycle | Enseignement technique ou professionnel court | Enseignement techni
que ou professionnel long | Enseignement superieur y compris technique superi
eur
NAs: 112 (0.1%)

$poids:
```

```
numeric: 2634.3982157 9738.3957759 3994.1024587 5731.6615081 4329.0940022 867
4.6993828 6165.8034861 12891.640759 7808.8720636 2277.160471 ...
min: 78.0783403 - max: 31092.14132 - NAs: 0 (0%) - 1877 unique values

$occup:
nominal factor: "Exerce une profession" "Etudiant, eleve" "Exerce une profess
ion" "Exerce une profession" "Retraite" "Exerce une profession" "Au foyer" "E
xerce une profession" "Etudiant, eleve" "Exerce une profession" ...
7 levels: Exerce une profession | Chomeur | Etudiant, eleve | Retraite | Reti
re des affaires | Au foyer | Autre inactif
NAs: 0 (0%)

$qualif:
nominal factor: "Employe" NA "Technicien" "Technicien" "Employe" "Employe" "O
uvrier qualifie" "Ouvrier qualifie" NA "Autre" ...
7 levels: Ouvrier specialise | Ouvrier qualifie | Technicien | Profession int
ermediaire | Cadre | Employe | Autre
NAs: 347 (0.2%)

$freres.soeurs:
integer: 8 2 2 1 0 5 1 5 4 2 ...
min: 0 - max: 22 - NAs: 0 (0%) - 19 unique values

$clso:
nominal factor: "Oui" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non"
...
3 levels: Oui | Non | Ne sait pas
NAs: 0 (0%)

$relig:
nominal factor: "Ni croyance ni appartenance" "Ni croyance ni appartenance"
"Ni croyance ni appartenance" "Appartenance sans pratique" "Pratiquant reguli
er" "Ni croyance ni appartenance" "Appartenance sans pratique" "Ni croyance n
i appartenance" "Appartenance sans pratique" "Pratiquant occasionnel" ...
6 levels: Pratiquant regulier | Pratiquant occasionnel | Appartenance sans pr
atique | Ni croyance ni appartenance | Rejet | NSP ou NVPR
NAs: 0 (0%)

$trav.imp:
nominal factor: "Peu important" NA "Aussi important que le reste" "Moins impo
rtant que le reste" NA "Le plus important" NA "Peu important" NA "Moins impor
tant que le reste" ...
4 levels: Le plus important | Aussi important que le reste | Moins important
```

```
que le reste | Peu important
NAs: 952 (0.5%)

$trav.satisf:
nominal factor: "Insatisfaction" NA "Equilibre" "Satisfaction" NA "Equilibr
e" NA "Insatisfaction" NA "Satisfaction" ...
3 levels: Satisfaction | Insatisfaction | Equilibre
NAs: 952 (0.5%)

$hard.rock:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non"
...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$lecture.bd:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non"
...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$peche.chasse:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Oui" "Oui" "Non" "Non"
...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$cuisine:
nominal factor: "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Oui" "Non" "Non"
...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$bricol:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non"
...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$cinema:
nominal factor: "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Oui"
...
2 levels: Non | Oui
```

```
NAs: 0 (0%)

$sport:
nominal factor: "Non" "Oui" "Oui" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Non" "Oui"
...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$heures.tv:
numeric: 0 1 0 2 3 2 2.9 1 2 2 ...
min: 0 - max: 12 - NAs: 5 (0%) - 30 unique values
```

Quelques calculs simples

Maintenant que nous savons accéder aux variables, effectuons quelques calculs simples comme la moyenne, la médiane, le minimum et le maximum, à l'aide des fonctions `mean`, `median`, `min` et `max`.

```
R> mean(d$age)
```

```
[1] 48.157
```

```
R> median(d$age)
```

```
[1] 48
```

```
R> min(d$age)
```

```
[1] 18
```

```
R> max(d$age)
```

```
[1] 97
```

NOTE

Au sens strict, il ne s'agit pas d'un véritable âge moyen puisqu'il faudrait ajouter 0,5 à cette valeur calculée, un âge moyen se calculant à partir d'âges exacts et non à partir d'âges révolus. Voir le chapitre Calculer un âge, page 647.

On peut aussi très facilement obtenir un tri à plat à l'aide la fonction `table` :

```
R> table(d$qualif)
```

```
      Ouvrier specialise         Ouvrier qualifie               Technicien
                     203                      292                       86
Profession intermediaire                    Cadre                   Employe
                     160                      260                      594
                   Autre
                      58
```

La fonction `summary`, bien pratique, permet d'avoir une vue résumée d'une variable. Elle s'applique à tout type d'objets (y compris un tableau de données entier) et s'adapte à celui-ci.

```
R> summary(d$age)
```

```
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
  18.00   35.00   48.00   48.16   60.00   97.00
```

```
R> summary(d$qualif)
```

```
      Ouvrier specialise         Ouvrier qualifie               Technicien
                     203                      292                       86
Profession intermediaire                    Cadre                   Employe
                     160                      260                      594
                   Autre                     NA's
                      58                      347
```

```
R> summary(d)
```

```
       id              age           sexe
 Min.   :   1.0   Min.   :18.00   Homme: 899
```

```
1st Qu.: 500.8   1st Qu.:35.00   Femme:1101
Median :1000.5   Median :48.00
Mean   :1000.5   Mean   :48.16
3rd Qu.:1500.2   3rd Qu.:60.00
Max.   :2000.0   Max.   :97.00

                                                 nivetud        poids
Enseignement technique ou professionnel court       :463   Min.   :   78.08
Enseignement superieur y compris technique superieur:441   1st Qu.: 2221.82
Derniere annee d'etudes primaires                   :341   Median : 4631.19
1er cycle                                           :204   Mean   : 5535.61
2eme cycle                                          :183   3rd Qu.: 7626.53
(Other)                                             :256   Max.   :31092.14
NA's                                                :112
                  occup                            qualif    freres.soeurs
Exerce une profession:1049   Employe                 :594   Min.   : 0.000
Chomeur              : 134   Ouvrier qualifie        :292   1st Qu.: 1.000
Etudiant, eleve      :  94   Cadre                   :260   Median : 2.000
Retraite             : 392   Ouvrier specialise      :203   Mean   : 3.283
Retire des affaires  :  77   Profession intermediaire:160   3rd Qu.: 5.000
Au foyer             : 171   (Other)                 :144   Max.   :22.000
Autre inactif        :  83   NA's                    :347
         clso                              relig
Oui        : 936   Pratiquant regulier        :266
Non        :1037   Pratiquant occasionnel     :442
Ne sait pas:  27   Appartenance sans pratique :760
                   Ni croyance ni appartenance:399
                   Rejet                      : 93
                   NSP ou NVPR                : 40

                       trav.imp           trav.satisf  hard.rock  lecture.bd
Le plus important           : 29   Satisfaction  :480   Non:1986   Non:1953
Aussi important que le reste:259   Insatisfaction:117   Oui:  14   Oui:  47
Moins important que le reste:708   Equilibre     :451
Peu important               : 52   NA's          :952
NA's                        :952


peche.chasse cuisine    bricol     cinema     sport        heures.tv
Non:1776     Non:1119   Non:1147   Non:1174   Non:1277   Min.   : 0.000
Oui: 224     Oui: 881   Oui: 853   Oui: 826   Oui: 723   1st Qu.: 1.000
                                                          Median : 2.000
                                                          Mean   : 2.247
                                                          3rd Qu.: 3.000
                                                          Max.   :12.000
                                                          NA's   :5
```

Nos premiers graphiques

R est très puissant en termes de représentations graphiques, notamment grâce à des extensions dédiées. Pour l'heure contentons-nous d'un premier essai à l'aide de la fonction générique `plot`.

```
R> plot(d$sexe)
```

Figure 6. Nombre d'observations par sexe

Essayons avec deux variables :

```
R> plot(d$hard.rock, d$age)
```

Figure 7. Âge des enquêtés selon qu'ils écoutent ou non du hard rock

Il semblerait bien que les amateurs de hard rock soient plus jeunes.

Et ensuite ?

Nous n'avons qu'entr'aperçu les possibilités de **R**. Avant de pouvoir nous lancer dans des analyses statisques, il est préférable de revenir un peu aux fondamentaux de **R** (les types d'objets, la syntaxe, le recodage de variables…) mais aussi comment installer des extensions, importer des données, etc. Nous vous conseillons donc de poursuivre la lecture de la section *Prise en main* puis de vous lancer à l'assault de la section *Statistique introductive*.

Extensions

Présentation 53
Le «tidyverse» 54
Installation depuis CRAN 54
Installation depuis GitHub 55
Mise à jour des extensions 55

Présentation

L'installation par défaut du logiciel **R** contient le cœur du programme ainsi qu'un ensemble de fonctions de base fournissant un grand nombre d'outils de traitement de données et d'analyse statistiques.

R étant un logiciel libre, il bénéficie d'une forte communauté d'utilisateurs qui peuvent librement contribuer au développement du logiciel en lui ajoutant des fonctionnalités supplémentaires. Ces contributions prennent la forme d'extensions (*packages*) pouvant être installées par l'utilisateur et fournissant alors diverses fonctionnalités supplémentaires.

Il existe un très grand nombre d'extensions (plus de 6500 à ce jour), qui sont diffusées par un réseau baptisé **CRAN** (*Comprehensive R Archive Network*).

La liste de toutes les extensions disponibles sur **CRAN** est disponible ici : http://cran.r-project.org/web/packages/.

Pour faciliter un peu le repérage des extensions, il existe un ensemble de regroupements thématiques (économétrie, finance, génétique, données spatiales…) baptisés *Task views* : http://cran.r-project.org/web/views/.

On y trouve notamment une *Task view* dédiée aux sciences sociales, listant de nombreuses extensions potentiellement utiles pour les analyses statistiques dans ce champ disciplinaire : http://cran.r-project.org/web/views/SocialSciences.html.

Le «tidyverse»

Hadley Wickham est professeur associé à l'université de Rice et scientifique en chef à **Rstudio**. Il a développé de nombreux extensions pour **R** (plus d'une cinquantaine à ce jours) qui, pour la plupart, fonctionne de manière harmonisée entre elles. Par ailleurs, la plupart s'intègre parfaitement avec **RStudio**. Cet ensemble d'extenions est appelé tidyverse et est développé sur GitHub : https://github.com/tidyverse/. Une présentation plus générale du tidyverse est disponible sur le site de RStudio (https://www.rstudio.com/products/rpackages/) et sur un sité dédié (http://tidyverse.org/).

Pour certaines tâches, il peut exister plusieurs solutions / extensions différentes pour les réaliser. Dans la mesure où il n'est pas possible d'être exhaustif, nous avons fait le choix dans le cadre d'**analyse-R** de choisir en priorité, lorsque cela est possible, les extensions du tidyverse, en particulier **haven**, **readr** et **readxl** pour l'import de données, **dplyr**, **tidyr** ou **reshape2** pour la manipulation de données, **ggplot2** pour les graphiques, **lubridate** pour la gestion des dates, **forcats** pour la manipulation des facteurs ou encore **stringr** pour la manipulation de chaînes de caractères.

Il existe par ailleurs une extension homonyme **tidyverse**. L'installation (voir ci-dessous) de cette extension permets l'installation automatique de l'ensemble des autres extensions du tidyverse. Le chargement de cette extension avec la fonction `library` (voir ci-après) permets de charger en mémoire en une seule opération les principales extensions du tidyverse, à savoir **ggplot2**, **tibble**, **tidyr**, **readr**, **purrr** et **dplyr**.

Installation depuis CRAN

L'installation d'une extension se fait par la fonction `install.packages`, à qui on fournit le nom de l'extension. Par exemple, si on souhaite installer l'extension **ade4** :

```
R> install.packages("ade4", dep = TRUE)
```

L'option `dep=TRUE` indique à **R** de télécharger et d'installer également toutes les extensions dont l'extension choisie dépend pour son fonctionnement.

Sous **RStudio**, on pourra également cliquer sur *Install* dans l'onglet *Packages* du quadrant inférieur droit.

Une fois l'extension installée, elle peut être appelée depuis la console ou un fichier script avec la fonction `library` ou la fonction `require` :

```
R> library(ade4)
```

À partir de là, on peut utiliser les fonctions de l'extension, consulter leur page d'aide en ligne, accéder aux jeux de données qu'elle contient, etc.

Pour mettre à jour l'ensemble des extensions installées, la fonction `update.packages` suffit :

```
R> update.packages()
```

Sous **RStudio**, on pourra alternativement cliquer sur *Update* dans l'onglet *Packages* du quadrant inférieur droit.

Si on souhaite désinstaller une extension précédemment installée, on peut utiliser la fonction `remove.packages` :

```
R> remove.packages("ade4")
```

IMPORTANT

Il est important de bien comprendre la différence entre `install.packages` et `library`. La première va chercher les extensions sur internet et les installe en local sur le disque dur de l'ordinateur. On n'a besoin d'effectuer cette opération qu'une seule fois. La seconde lit les informations de l'extension sur le disque dur et les met à disposition de **R**. On a besoin de l'exécuter à chaque début de session ou de script.

Installation depuis GitHub

Certains packages sont développés sur **GitHub**. Dès lors, la version de développement sur **GitHub** peut contenir des fonctions qui ne sont pas encore disponibles dans la version stable disponible sur **CRAN**. Ils arrivent aussi parfois que certains packages ne soient disponibles que sur **GitHub**.

L'installation d'un package depuis **GitHub** est très facile grâce à la fonction `install_github` de l'extension **devtools** (que l'on aura préalablement installée depuis **CRAN** ;-)).

Mise à jour des extensions

Il est facile de mettre à jour l'ensemble des extensions installées, soit avec la fonction, `update.packages` soit en cliquant sur *Update* dans l'onglet *Packages* du quadrant inférieur droit.

Vecteurs, indexation et assignation

Présentation des vecteurs 58
Les principaux types de vecteurs 58
Création 60
La fonction c 60
La fonction rep 61
La fonction seq 62
L'opérateur : 62
Longueur d'un vecteur 63
Quelques vecteurs remarquables 64
Combiner des vecteurs 65
Valeurs manquantes 66
Indexation par position 67
Des vecteurs nommés 69
Indexation par nom 70
Indexation par condition 70
Assignation par indexation 74
En résumé 75

Nous allons reprendre plusieurs éléments de base du langage **R** que nous avons déjà abordé mais de manière plus formelle. Une bonne compréhension des bases du langage, bien qu'un peu ardue de prime abord, permets de comprendre le sens des commandes que l'on utilise et de pleinement exploiter la puissance que **R** offre en matière de manipulation de données.

Dans ce chapitre, nous reviendrons sur les vecteurs, tandis que les listes et les tableaux de données seront abordés dans un chapitre dédié, page 77.

Présentation des vecteurs

Les vecteurs sont l'un des objets de bases de **R** et correspondent à une «liste de valeurs». Leurs propriétés fondamentales sont :

- les vecteurs sont unidimensionnels (i.e. c'est un objet à une seule dimension, à la différence d'une matrice par exemple) ;
- toutes les valeurs d'un vecteur sont d'un seul et même type ;
- les vecteurs ont une longueur qui correspond au nombre de valeurs contenues dans le vecteur.

Les principaux types de vecteurs

Dans **R**, il existe quatre types fondamentaux de vecteurs :

- les nombres réels (c'est-à-dire les nombres décimaux que nous utilisons au quotidien),
- les nombres entiers,
- les chaînes de caratères (qui correspondent à du texte) et
- les valeurs logiques ou valeurs booléennes, à savoir «vrai» ou «faux».

Pour connaître la nature d'un objet, le plus simple est d'utiliser la fonction `class`. Par exemple :

```
R> class(12.5)
```

```
[1] "numeric"
```

La réponse `"numeric"` nous indique qu'il s'agit d'un nombre réel. Parfois, vous pourrez rencontrer le terme `"double"` qui désigne également les nombres réels. Notez que **R** étant anglophone, la décimale est indiquée avec un point (`.`) et non avec une virgule comme c'est l'usage en français.

Essayons avec un nombre entier :

```
R> class(3)
```

```
[1] "numeric"
```

Sous **R**, lorsqu'on l'on tape un nombre sans autre précision, il est considéré par défaut comme un nombre réel. Pour indiquer spécifiquement que l'on veut un nombre entier, il faut rajouter le suffixe `L` :

```
R> class(3L)
```

```
[1] "integer"
```

Au quotidien, il arrive rarement d'avoir à utiliser ce suffixe, mais il est tonjour bon de le connaître au cas où vous le rencontriez dans des manuels ou des exemples de code.

Pour saisir une chaîne de caractères, on aura recours aux doubles guillemets droits (`"`) :

```
R> class("abc")
```

```
[1] "character"
```

Il est également possible d'utiliser des guillemets simples (`'`), dès lors que l'on utilise bien le même type de guillemets pour indiquer le début et la fin de la chaîne de caractères (par exemple `'abc'`).

Enfin, les valeurs logiques s'indiquent avec `TRUE` pour vrai et `FALSE` pour faux. Il est aussi possible d'utiliser les raccourcis `T` et `F`. Attention à bien utiliser les majuscules, **R** étant sensible à la casse.

```
R> class(TRUE)
```

```
[1] "logical"
```

En résumé, les classes **R** des quatre types fondamentaux de vecteur sont :

Exemple	Classe R	Type
`5L`	*integer*	nombre entier
`3.14`	*numeric*	nombre réel
`"abcd"`	*character*	chaîne de caractères
`TRUE`	*logical*	booléenne

En plus des types de base, il existe de nombreuses autres classes de vecteurs dans **R** que nous aborderons ultérieurement dans d'autres chapitres. Les plus courantes sont :

Classe R	Type
factor	facteur, page 101
labelled	vecteur labellisé, page 107
Date	date, page 229
POSIXct	date et heure, page 229

Création

La fonction c

Pour créer un vecteur, on utilisera la fonction `c`, la lettre «c» étant un raccourci du mot anglais *combine* puisque cette fonction permet de combiner des valeurs individuelles dans un vecteur unique. Il suffit de lui passer la liste des valeurs à combiner :

```
R> taille <- c(1.88, 1.65, 1.92, 1.76)
   taille
```

```
[1] 1.88 1.65 1.92 1.76
```

```
R> class(taille)
```

```
[1] "numeric"
```

```
R> sexe <- c("h", "f", "h", "f")
   sexe
```

```
[1] "h" "f" "h" "f"
```

```
R> class(sexe)
```

```
[1] "character"
```

```
R> urbain <- c(TRUE, TRUE, FALSE, FALSE)
   urbain
```

```
[1]  TRUE  TRUE FALSE FALSE
```

```
R> class(urbain)
```

```
[1] "logical"
```

Nous l'avons vu, toutes les valeurs d'un vecteur doivent obligatoirement du même type. Dès lors, si l'on essaie de combiner des valeurs de différents types, **R** essaiera de les convertir au mieux. Par exemple :

```
R> x <- c(2L, 3.14, "a")
   x
```

```
[1] "2"    "3.14" "a"
```

```
R> class(x)
```

```
[1] "character"
```

Dans le cas présent, toutes les valeurs ont été converties en chaînes de caractères.

La fonction rep

Dans certaines situations, on peut avoir besoin de créer un vecteur d'une certaine longeur mais dont toutes les valeurs sont identiques. Cela se réalise facilement avec `rep` à qui l'on indiquera la valeur à répéter puis le nombre de répétitions :

```
R> rep(2, 10)
```

```
 [1] 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
```

On peut aussi lui indiquer plusieurs valeurs qui seront alors répétées en boucle :

```
R> rep(c("a", "b"), 3)
```

```
[1] "a" "b" "a" "b" "a" "b"
```

La fonction seq

Dans d'autres situations, on peut avoir besoin de créer un vecteur contenant une suite de valeurs, ce qui se réalise aisément avec `seq` à qui l'on précisera les arguments `from` (point de départ), `to` (point d'arrivée) et `by` (pas). Quelques exemples valent mieux qu'un long discours :

```
R> seq(1, 10)
```

```
 [1]  1  2  3  4  5  6  7  8  9 10
```

```
R> seq(5, 17, by = 2)
```

```
[1]  5  7  9 11 13 15 17
```

```
R> seq(10, 0)
```

```
 [1] 10  9  8  7  6  5  4  3  2  1  0
```

```
R> seq(100, 10, by = -10)
```

```
 [1] 100  90  80  70  60  50  40  30  20  10
```

```
R> seq(1.23, 5.67, by = 0.33)
```

```
 [1] 1.23 1.56 1.89 2.22 2.55 2.88 3.21 3.54 3.87 4.20 4.53 4.86 5.19 5.52
```

L'opérateur :

L'opérateur `:` est un raccourci de la fonction `seq` pour créer une suite de nombres entiers. Il s'utilise

ainsi :

```
R> 1:5
```

```
[1] 1 2 3 4 5
```

```
R> 24:32
```

```
[1] 24 25 26 27 28 29 30 31 32
```

```
R> 55:43
```

```
 [1] 55 54 53 52 51 50 49 48 47 46 45 44 43
```

Nous verrons un peu plus loin que ce raccourci est fort pratique.

Longueur d'un vecteur

Un vecteur dispose donc d'une longueur qui correspond aux nombres de valeurs qui le compose. Elle s'obtient avec `length` :

```
R> length(taille)
```

```
[1] 4
```

```
R> length(c("a", "b"))
```

```
[1] 2
```

Il est possible de faire un vecteur de longeur nulle avec `c()`. Bien évidemment sa longueur est zéro.

```
R> length(c())
```

```
[1] 0
```

Quelques vecteurs remarquables

R fournit quelques vecteurs particuliers qui sont directement accessibles :

- `LETTERS` : les 26 lettres de l'alphabet en majuscules
- `letters` : les 26 lettres de l'alphabet en minuscules
- `month.name` : les noms des 12 mois de l'année en anglais
- `month.abb` : la version abrégée des 12 mois en anglais
- `pi` : la constante mathématique p

```
R> LETTERS
```

```
 [1] "A" "B" "C" "D" "E" "F" "G" "H" "I" "J" "K" "L" "M" "N" "O" "P" "Q" "R" "S"
[20] "T" "U" "V" "W" "X" "Y" "Z"
```

```
R> letters
```

```
 [1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j" "k" "l" "m" "n" "o" "p" "q" "r" "s"
[20] "t" "u" "v" "w" "x" "y" "z"
```

```
R> length(letters)
```

```
[1] 26
```

```
R> month.name
```

```
 [1] "January"   "February"  "March"     "April"     "May"       "June"
 [7] "July"      "August"    "September" "October"   "November"  "December"
```

```
R> month.abb
```

```
 [1] "Jan" "Feb" "Mar" "Apr" "May" "Jun" "Jul" "Aug" "Sep" "Oct" "Nov" "Dec"
```

```
R> length(month.abb)
```

```
[1] 12
```

```
R> pi
```

```
[1] 3.141593
```

```
R> length(pi)
```

```
[1] 1
```

Combiner des vecteurs

Pour combiner des vecteurs, rien de plus simple. Il suffit d'utiliser `c` ! Les valeurs des différents vecteurs seront mises bout à bout pour créer un unique vecteur.

```
R> x <- c(2, 1, 3, 4)
   length(x)
```

```
[1] 4
```

```
R> y <- c(9, 1, 2, 6, 3, 0)
   length(y)
```

```
[1] 6
```

```
R> z <- c(x, y)
   z
```

```
 [1] 2 1 3 4 9 1 2 6 3 0
```

```
R> length(z)
```

```
[1] 10
```

```
R> min_maj <- c(letters, LETTERS)
   min_maj
```

```
 [1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j" "k" "l" "m" "n" "o" "p" "q" "r" "s"
[20] "t" "u" "v" "w" "x" "y" "z" "A" "B" "C" "D" "E" "F" "G" "H" "I" "J" "K" "L"
[39] "M" "N" "O" "P" "Q" "R" "S" "T" "U" "V" "W" "X" "Y" "Z"
```

```
R> length(min_maj)
```

```
[1] 52
```

Valeurs manquantes

Lorsque l'on travaille avec des données d'enquêtes, il est fréquent que certaines données soient manquantes, en raison d'un refus du participant de répondre à une question donnée ou d'un oubli ou d'un dystonctionnement du matériel de mesure, etc.

Une valeur manquante s'indique sous **R** avec `NA` (pour *not available*). Cette valeur peut s'appliquer à n'importe quel type de vecteur, qu'il soit numérique, textuel ou logique.

```
R> taille <- c(1.88, NA, 1.65, 1.92, 1.76, NA)
   sexe <- c("h", "f", NA, "h", NA, "f")
```

Les valeurs manquantes sont prises en compte dans le calcul de la longeur du vecteur.

```
R> length(taille)
```

```
[1] 6
```

Il ne faut pas confondre `NA` avec un autre objet que l'on rencontre sous **R** et appelé `NULL` qui représente l'«objet vide». `NULL` ne contient absolument rien du tout. La différence se comprends mieux lorsque que l'on essaie de combiner ces objets :

```
R> c(NULL, NULL, NULL)
```

```
NULL
```

```
R> length(c(NULL, NULL, NULL))
```

```
[1] 0
```

On peut combiner `NULL` avec `NULL`, du vide plus du vide renverra toujours du vide dont la dimension est égale à zéro.

```
R> c(NA, NA, NA)
```

```
[1] NA NA NA
```

```
R> length(c(NA, NA, NA))
```

```
[1] 3
```

Par contre, un vecteur composé de trois valeurs manquantes a une longueur de 3, même si toutes ses valeurs sont manquantes.

Indexation par position

L'indexation est l'une des fonctionnalités les plus puissantes mais aussi les plus difficiles à maîtriser de **R**. Il s'agit d'opérations permettant de sélectionner des sous-ensembles de valeurs en fonction de différents critères. Il existe trois types d'indexation : (i) l'indexation par position, (ii) l'indexation par nom et (iii) l'indexation par condition. Le principe est toujours le même : on indique entre crochets (`[]`) ce que l'on souhaite garder ou non.

Pour rappel, les crochets s'obtiennent sur un clavier français de type PC en appuyant sur la touche `Alt Gr` et la touche `(` ou `)`.

Commençons par l'indexation par position encore appelée indexation directe. Ce mode le plus simple d'indexation consiste à indiquer la position des éléments à conserver.

Reprenons notre vecteur `taille` :

```
R> taille
```

```
[1] 1.88   NA 1.65 1.92 1.76   NA
```

Si on souhaite le premier élément du vecteur, on peut faire :

```
R> taille[1]
```

```
[1] 1.88
```

Si on souhaite les trois premiers éléments ou les éléments 2, 5 et 6 :

```
R> taille[1:3]
```

```
[1] 1.88   NA 1.65
```

```
R> taille[c(2, 5, 6)]
```

```
[1]   NA 1.76   NA
```

Si on veut le dernier élément :

```
R> taille[length(taille)]
```

```
[1] NA
```

Il est tout à fait possible de sélectionner les valeurs dans le désordre :

```
R> taille[c(5, 1, 4, 3)]
```

```
[1] 1.76 1.88 1.92 1.65
```

Dans le cadre de l'indexation par position, il est également possible de spécifier des nombres négatifs. Auquel cas, cela signifiera «toutes les valeurs sauf celles-là». Par exemple :

```
R> taille[c(-1, -5)]
```

```
[1]   NA 1.65 1.92   NA
```

À noter, si l'on indique une position au-delà de la longueur du vecteur, **R** renverra `NA`. Par exemple :

```
R> taille[23:25]
```

```
[1] NA NA NA
```

Des vecteurs nommés

Les différentes valeurs d'un vecteur peuvent être nommés. Une première manière de nommer les éléments d'un vecteur est de le faire à sa création :

```
R> sexe <- c(Michel = "h", Anne = "f", Dominique = NA, Jean = "h", Claude = NA, M
   arie = "f")
```

Lorsque l'on affiche le vecteur, la présentation change quelque peu.

```
R> sexe
```

```
   Michel      Anne Dominique      Jean    Claude     Marie
      "h"       "f"        NA       "h"        NA       "f"
```

La liste des noms s'obient avec `names`.

```
R> names(sexe)
```

```
[1] "Michel"    "Anne"      "Dominique" "Jean"      "Claude"    "Marie"
```

Pour ajouter ou modifier les noms d'un vecteur, on doit attribuer un nouveau vecteur de noms :

```
R> names(sexe) <- c("Michael", "Anna", "Dom", "John", "Alex", "Mary")
   sexe
```

```
Michael    Anna     Dom    John    Alex    Mary
```

```
    "h"     "f"      NA     "h"      NA     "f"
```

Pour supprimer tout les noms, il y a la fonction `unname` :

```
R> anonyme <- unname(sexe)
   anonyme
```

```
[1] "h" "f" NA  "h" NA  "f"
```

Indexation par nom

Lorsqu'un vecteur est nommé, il est dès lors possible d'accéder à ses valeurs à partir de leur nom. Il s'agit de l'indexation par nom.

```
R> sexe["Anna"]
```

```
Anna
 "f"
```

```
R> sexe[c("Mary", "Michael", "John")]
```

```
   Mary Michael    John
    "f"     "h"     "h"
```

Par contre il n'est pas possible d'utiliser l'opérateur `-` comme pour l'indexation directe. Pour exclure un élément en fonction de son nom, on doit utiliser une autre forme d'indexation, l'indexation par condition, expliquée dans la section suivante. On peut ainsi faire…

```
R> sexe[names(sexe) != "Dom"]
```

… pour sélectionner tous les éléments sauf celui qui s'appelle «Dom».

Indexation par condition

L'indexation par condition consiste à fournir un vecteur logique indiquant si chaque élément doit être inclu (si `TRUE`) ou exclu (si `FALSE`). Par exemple :

```
R> sexe
```

```
Michael    Anna     Dom    John    Alex    Mary
    "h"     "f"      NA     "h"      NA     "f"
```

```
R> sexe[c(TRUE, FALSE, FALSE, TRUE, FALSE, FALSE)]
```

```
Michael    John
    "h"     "h"
```

Écrire manuellement une telle condition n'est pas très pratique à l'usage. Mais supposons que nous ayons également à notre disposition les deux vecteurs suivants, également de longueur 6.

```
R> urbain <- c(TRUE, FALSE, FALSE, FALSE, TRUE, TRUE)
  poids <- c(80, 63, 75, 87, 82, 67)
```

Le vecteur `urbain` est un vecteur logique. On peut directement l'utiliser pour avoir le sexe des enquêtés habitant en milieu urbain :

```
R> sexe[urbain]
```

```
Michael    Alex    Mary
    "h"      NA     "f"
```

Supposons que l'on souhaite maintenant avoir la taille des individus pesant 80 kilogrammes ou plus. Nous pouvons effectuer une comparaison à l'aide des opérateurs de comparaison suivants :

Opérateur de comparaison	Signification
`==`	égal à
`!=`	différent de
`>`	strictement supérieur à
`<`	strictement inférieur à
`>=`	supérieur ou égal à
`<=`	inférieur ou égal à

Voyons tout de suite un exemple :

```
R> poids >= 80
```

```
[1]  TRUE FALSE FALSE  TRUE  TRUE FALSE
```

Que s'est-il passé ? Nous avons fourni à **R** une condition et il nous a renvoyé un vecteur logique avec autant d'éléments qu'il y'a d'observations et dont la valeur est `TRUE` si la condition est remplie et `FALSE` dans les autres cas. Nous pouvons alors utiliser ce vecteur logique pour obtenir la taille des participants pesant 80 kilogrammes ou plus :

```
R> taille[poids >= 80]
```

```
[1] 1.88 1.92 1.76
```

On peut combiner ou modifier des conditions à l'aide des opérateurs logiques habituels :

Opérateur logique	Signification
`&`	et logique
`|`	ou logique
`!`	négation logique

Comment les utilise-t-on ? Voyons tout de suite un exemple. Supposons que je veuille identifier les personnes pesant 80 kilogrammes ou plus **et** vivant en milieu urbain :

```
R> poids >= 80 & urbain
```

```
[1]  TRUE FALSE FALSE FALSE  TRUE FALSE
```

Les résultats sont différents si je souhaite isoler les personnes pesant 80 kilogrammes ou plus **ou** vivant milieu urbain :

```
R> poids >= 80 | urbain
```

```
[1]  TRUE FALSE FALSE  TRUE  TRUE  TRUE
```

Une remarque importante : quand l'un des termes d'une condition comporte une valeur manquante (`NA`), le résultat de cette condition n'est pas toujours `TRUE` ou `FALSE` , il peut aussi être à son tour une valeur manquante.

```
R> taille
```

```
[1] 1.88   NA 1.65 1.92 1.76   NA
```

```
R> taille > 1.8
```

```
[1]  TRUE    NA FALSE  TRUE FALSE    NA
```

On voit que le test `NA > 1.8` ne renvoie ni vrai ni faux, mais `NA`.

Une autre conséquence importante de ce comportement est qu'on ne peut pas utiliser l'opérateur l'expression `== NA` pour tester la présence de valeurs manquantes. On utilisera à la place la fonction *ad hoc* `is.na` :

```
R> is.na(taille > 1.8)
```

```
[1] FALSE  TRUE FALSE FALSE FALSE  TRUE
```

Pour compliquer encore un peu le tout, lorsqu'on utilise une condition pour l'indexation, si la condition renvoie `NA`, **R** ne sélectionne pas l'élément mais retourne quand même la valeur `NA`. Ceci a donc des conséquences sur le résultat d'une indexation par comparaison.

Par exemple si je cherche à connaître le poids des personnes mesurant 1,80 mètre ou plus :

```
R> taille
```

```
[1] 1.88   NA 1.65 1.92 1.76   NA
```

```
R> poids
```

```
[1] 80 63 75 87 82 67
```

```
R> poids[taille > 1.8]
```

```
[1] 80 NA 87 NA
```

Les éléments pour lesquels la taille n'est pas connue ont été transformés en `NA`, ce qui n'influera pas le calcul d'une moyenne. Par contre, lorsqu'on utilisera assignation et indexation ensemble, cela peut créer

des problèmes. Il est donc préférable lorsque l'on a des valeurs manquantes de les exclure ainsi :

```
R> poids[taille > 1.8 & !is.na(taille)]
```

```
[1] 80 87
```

Pour plus de détails sur les conditions et le calcul logique dans **R**, on pourra se référer au chapitre dédié, page 617.

Assignation par indexation

Dans tous les exemples précédents, on a utilisé l'indexation pour extraire une partie d'un vecteur, en plaçant l'opération d'indexation à droite de l'opérateur `<-`.

Mais l'indexation peut également être placée à gauche de cet opérateur d'assignation. Dans ce cas, les éléments sélectionnés par l'indexation sont alors remplacés par les valeurs indiquées à droite de l'opérateur `<-`.

Prenons donc un exemple simple :

```
R> v <- 1:5
   v
```

```
[1] 1 2 3 4 5
```

```
R> v[1] <- 3
   v
```

```
[1] 3 2 3 4 5
```

Cette fois, au lieu d'utiliser quelque chose comme `x <- v[1]`, qui aurait placé la valeur du premier élément de `v` dans `x`, on a utilisé `v[1] <- 3`, ce qui a mis à jour le premier élément de `v` avec la valeur 3. Ceci fonctionne également pour les différents types d'indexation évoqués précédemment :

```
R> sexe["Alex"] <- "f"
```

Enfin on peut modifier plusieurs éléments d'un seul coup soit en fournissant un vecteur, soit en profitant du mécanisme de recyclage. Les deux commandes suivantes sont ainsi rigoureusement équivalentes :

```
R> sexe[c(1, 3, 4)] <- c("Homme", "Homme", "Homme")
   sexe[c(1, 3, 4)] <- "Homme"
```

L'assignation par indexation peut aussi être utilisée pour ajouter une ou plusieurs valeurs à un vecteur :

```
R> length(sexe)
```

```
[1] 6
```

```
R> sexe[7] <- "f"
   sexe
```

```
Michael    Anna     Dom    John    Alex    Mary
"Homme"     "f" "Homme" "Homme"     "f"     "f"     "f"
```

```
R> length(sexe)
```

```
[1] 7
```

On commence à voir comment l'utilisation de l'indexation par conditions et de l'assignation va nous permettre de faire des recodages (que nous aborderons plus en détail dans un chapitre dédié, page 143).

En résumé

- Un vecteur est un objet unidimensionnel contenant une liste de valeurs qui sont toutes du même type (entières, numériques, textuelles ou logiques).
- La fonction `class` permets de connaître le type de vecteur et la fonction `length` sa longueur, c'est-à-dire le nombre d'éléments du vecteur.
- La fonction `c` sert à créer et à combiner des vecteurs.
- Les valeurs manquantes sont représentées avec `NA`. Un vecteur peut être nommé, c'est-à-dire qu'un nom textuel a été associé à chaque élément. Cela peut se faire lors da sa création ou avec la fonction `names`.
- L'indexation consiste à extraire certains éléments d'un vecteur. Pour cela, on indique ce que l'on souhaite extraire entre crochets (`[]`) juste après le nom du vecteur. Le type d'indexation dépend du type d'information transmise.
- S'il s'agit de nombres entiers, c'est l'indexation par position : les nombres représent la position dans le vecteur des éléments que l'on souhaite extraire. Un nombre négatif s'interprète comme «tous les éléments sauf celui-là».

- Si l'on indique des chaînes de caractères, c'est l'indexation par nom : on indique le nom des éléments que l'on souhaite extraire. Cette forme d'indexation ne fonctionne que si le vecteur est nommé.
- Si l'on transmets des valeurs logiques, le plus souvent sous la forme d'une condition, c'est l'indexation par condition : `TRUE` indique les éléments à extraire et `FALSE` les éléments à exclure. Il faut être vigilant aux valeurs manquantes (`NA`) dans ce cas précis.
- Enfin, il est possible de ne modifier que certains éléments d'un vecteur en ayant recours à la fois à l'indexation (`[]`) et à l'assignation (`<-`).

Listes et Tableaux de données

Listes 77
Propriétés et création 77
Indexation 80
Tableaux de données 84
Propriétés et création 84
Indexation 86
Afficher les données 90
En résumé 99

NOTE

Il est préférable d'avoir déjà lu le chapitre Vecteurs, indexation et assignation, page 57 avant d'aborder celui-ci.

Listes

Par nature, les vecteurs ne peuvent contenir que des valeurs de même type (numériques, textuels ou logique). Or, on peut avoir besoin de représenter des objets plus complexes composés d'éléments disparates. C'est ce que permettent les listes.

Propriétés et création

Une liste se créée tout simplement avec la fonction `list` :

```
R> l1 <- list(1:5, "abc")
   l1
```

```
[[1]]
[1] 1 2 3 4 5

[[2]]
[1] "abc"
```

Une liste est un ensemble d'objets, quels qu'ils soient, chaque élément d'une liste pouvant avoir ses propres dimensions. Dans notre exemple précédent, nous avons créée une liste `l1` composée de deux élements : un vecteur d'entiers de longeur 5 et un vecteur textuel de longueur 1. La longueur d'une liste correspond aux nombres d'éléments qu'elle contient et s'obtient avec `length` :

```
R> length(l1)
```

```
[1] 2
```

Comme les vecteurs, une liste peut être nommées et les noms des éléments d'une liste accessibles avec `names` :

```
R> l2 <- list(minuscules = letters, majuscules = LETTERS, mois = month.name)
   l2
```

```
$minuscules
 [1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j" "k" "l" "m" "n" "o" "p" "q" "r" "s"
[20] "t" "u" "v" "w" "x" "y" "z"

$majuscules
 [1] "A" "B" "C" "D" "E" "F" "G" "H" "I" "J" "K" "L" "M" "N" "O" "P" "Q" "R" "S"
[20] "T" "U" "V" "W" "X" "Y" "Z"

$mois
 [1] "January"   "February"  "March"     "April"     "May"       "June"
 [7] "July"      "August"    "September" "October"   "November"  "December"
```

```
R> length(l2)
```

```
[1] 3
```

```
R> names(l2)
```

```
[1] "minuscules" "majuscules" "mois"
```

Que se passe-t-il maintenant si l'on effectue la commande suivante ?

```
R> l <- list(l1, l2)
```

À votre avis, quelle est la longueur de cette nouvelle liste `l` ? 5 ?

```
R> length(l)
```

```
[1] 2
```

Et bien non ! Elle est de longeur 2, car nous avons créé une liste composée de deux éléments qui sont eux-mêmes des listes. Cela est plus lisible si l'on fait appel à la fonction `str` qui permet de visualiser la structure d'un objet.

```
R> str(l)
```

```
List of 2
 $ :List of 2
  ..$ : int [1:5] 1 2 3 4 5
  ..$ : chr "abc"
 $ :List of 3
  ..$ minuscules: chr [1:26] "a" "b" "c" "d" ...
  ..$ majuscules: chr [1:26] "A" "B" "C" "D" ...
  ..$ mois      : chr [1:12] "January" "February" "March" "April" ...
```

Une liste peut contenir tout type d'objets, y compris d'autres listes. Pour combiner les éléments d'une liste, il faut utiliser la fonction `append` :

```
R> l <- append(l1, l2)
   length(l)
```

```
[1] 5
```

```
R> str(l)
```

```
List of 5
 $           : int [1:5] 1 2 3 4 5
 $           : chr "abc"
 $ minuscules: chr [1:26] "a" "b" "c" "d" ...
 $ majuscules: chr [1:26] "A" "B" "C" "D" ...
 $ mois      : chr [1:12] "January" "February" "March" "April" ...
```

On peut noter en passant qu'une liste peut tout à fait n'être que partiellement nommée.

Indexation

Les crochets simples (`[]`) fonctionnent comme pour les vecteurs. On peut utiliser à la fois l'indexation par position, l'indexation par nom et l'indexation par condition.

```
R> l
```

```
[[1]]
[1] 1 2 3 4 5

[[2]]
[1] "abc"

$minuscules
 [1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j" "k" "l" "m" "n" "o" "p" "q" "r" "s"
[20] "t" "u" "v" "w" "x" "y" "z"

$majuscules
 [1] "A" "B" "C" "D" "E" "F" "G" "H" "I" "J" "K" "L" "M" "N" "O" "P" "Q" "R" "S"
[20] "T" "U" "V" "W" "X" "Y" "Z"

$mois
 [1] "January"   "February"  "March"     "April"     "May"       "June"
 [7] "July"      "August"    "September" "October"   "November"  "December"
```

```
R> l[c(1, 3, 4)]
```

```
[[1]]
[1] 1 2 3 4 5
```

```
$minuscules
 [1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j" "k" "l" "m" "n" "o" "p" "q" "r" "s"
[20] "t" "u" "v" "w" "x" "y" "z"

$majuscules
 [1] "A" "B" "C" "D" "E" "F" "G" "H" "I" "J" "K" "L" "M" "N" "O" "P" "Q" "R" "S"
[20] "T" "U" "V" "W" "X" "Y" "Z"
```

```
R> l[c("majuscules", "minuscules")]
```

```
$majuscules
 [1] "A" "B" "C" "D" "E" "F" "G" "H" "I" "J" "K" "L" "M" "N" "O" "P" "Q" "R" "S"
[20] "T" "U" "V" "W" "X" "Y" "Z"

$minuscules
 [1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j" "k" "l" "m" "n" "o" "p" "q" "r" "s"
[20] "t" "u" "v" "w" "x" "y" "z"
```

```
R> l[c(TRUE, TRUE, FALSE, FALSE, TRUE)]
```

```
[[1]]
[1] 1 2 3 4 5

[[2]]
[1] "abc"

$mois
 [1] "January"   "February"  "March"     "April"     "May"       "June"
 [7] "July"      "August"    "September" "October"   "November"  "December"
```

Même si l'on extrait un seul élément, l'extraction obtenue avec les crochets simples renvoie toujours une liste, ici composée d'un seul élément :

```
R> str(l[1])
```

```
List of 1
 $ : int [1:5] 1 2 3 4 5
```

Supposons que je souhaite calculer la moyenne des valeurs du premier élément de ma liste. Essayons la commande suivante :

```
R> mean(l[1])
```

```
Warning in mean.default(l[1]): argument is not numeric or logical: returning NA
```

```
[1] NA
```

Nous obtenons un message d'erreur. En effet, **R** ne sait pas calculer une moyenne à partir d'une liste. Ce qu'il lui faut, c'est un vecteur de valeurs numériques. Autrement dit, ce que nous cherchons à obtenir c'est le contenu même du premier élément de notre liste et non une liste à un seul élément.

C'est ici que les doubles crochets (`[[]]`) vont rentrer en jeu. Pour ces derniers, nous pourrons utiliser l'indexation par position ou l'indexation par nom, mais pas l'indexation par condition. De plus, le critère que l'on indiquera doit indiquer *un et un seul* élément de notre liste. Au lieu de renvoyer une liste à un élément, les doubles crochets vont renvoyer l'élément désigné. Vite, un exemple :

```
R> str(l[1])
```

```
List of 1
 $ : int [1:5] 1 2 3 4 5
```

```
R> str(l[[1]])
```

```
 int [1:5] 1 2 3 4 5
```

Maintenant, nous pouvons calculer notre moyenne :

```
R> mean(l[[1]])
```

```
[1] 3
```

Nous pouvons aussi tester l'indexation par nom.

```
R> l[["mois"]]
```

```
 [1] "January"   "February"  "March"     "April"     "May"       "June"
 [7] "July"      "August"    "September" "October"   "November"  "December"
```

Mais il faut avouer que cette écriture avec doubles crochets et guillemets est un peu lourde. Heureusement, un nouvel acteur entre en scène : le symbole dollar (`$`). C'est un raccourci des doubles

crochets pour l'indexation par nom. Que l'on utilise ainsi :

```
R> l$mois
```

```
 [1] "January"   "February"  "March"     "April"     "May"       "June"
 [7] "July"      "August"    "September" "October"   "November"  "December"
```

Les écritures `l$mois` et `l[["mois"]]` sont équivalentes. Attention ! Cela ne fonctionne que pour l'indexation par nom.

```
R> l$1
```

```
Error: unexpected numeric constant in "l$1"
```

L'assignation par indexation fonctionne également avec les doubles crochets ou le signe dollar :

```
R> l[[2]] <- list(c("un", "vecteur", "textuel"))
   l$mois <- c("Janvier", "Février", "Mars")
   l
```

```
[[1]]
[1] 1 2 3 4 5

[[2]]
[[2]][[1]]
[1] "un"      "vecteur" "textuel"


$minuscules
 [1] "a" "b" "c" "d" "e" "f" "g" "h" "i" "j" "k" "l" "m" "n" "o" "p" "q" "r" "s"
[20] "t" "u" "v" "w" "x" "y" "z"

$majuscules
 [1] "A" "B" "C" "D" "E" "F" "G" "H" "I" "J" "K" "L" "M" "N" "O" "P" "Q" "R" "S"
[20] "T" "U" "V" "W" "X" "Y" "Z"

$mois
[1] "Janvier" "Février" "Mars"
```

Tableaux de données

Il y a un type d'objets que nous avons déjà abordé dans le chapitre Premier travail avec les données, page 33, il s'agit du tableau de données ou *data frame* en anglais.

Propriétés et création

Dans **R**, les tableaux de données sont tout simplement des listes avec quelques propriétés spéficiques :

- les tableaux de données ne peuvent contenir que des vecteurs ;
- tous les vecteurs d'un tableau de données ont la même longueur ;
- tous les éléments d'un tableau de données sont nommés et ont chacun un nom unique.

Dès lors, un tableau de données correspond aux fichiers de données que l'on a l'habitude de manipuler dans d'autres logiciels de statistiques comme **SPSS** ou **Stata**. Les variables sont organisées en colonnes et les observations en lignes.

On peut créer un tableau de données avec la fonction `data.frame` :

```
R> df <- data.frame(sexe = c("f", "f", "h", "h"), age = c(52, 31, 29, 35), blond
  = c(FALSE,
    TRUE, TRUE, FALSE))
  df
```

```
  sexe age blond
1    f  52 FALSE
2    f  31  TRUE
3    h  29  TRUE
4    h  35 FALSE
```

```
R> str(df)
```

```
'data.frame':   4 obs. of  3 variables:
 $ sexe : Factor w/ 2 levels "f","h": 1 1 2 2
 $ age  : num  52 31 29 35
 $ blond: logi  FALSE TRUE TRUE FALSE
```

La fonction `data.frame` a un gros défaut : si on ne désactive pas l'option `stringsAsFactors` elle transforme les chaînes de caractères, ici la variable *sexe* en facteurs (un type de vecteur que nous aborderons plus en détail dans un prochain chapitre, page 101).

```
R> df <- data.frame(sexe = c("f", "f", "h", "h"), age = c(52, 31, 29, 35), blond
   = c(FALSE,
     TRUE, TRUE, FALSE), stringsAsFactors = FALSE)
   df
```

```
  sexe age blond
1    f  52 FALSE
2    f  31  TRUE
3    h  29  TRUE
4    h  35 FALSE
```

```
R> str(df)
```

```
'data.frame':   4 obs. of  3 variables:
 $ sexe : chr  "f" "f" "h" "h"
 $ age  : num  52 31 29 35
 $ blond: logi  FALSE TRUE TRUE FALSE
```

Un tableau de données étant une liste, la fonction `length` renverra le nombre d'éléments de la liste, donc dans le cas présent le nombre de variables et `names` leurs noms :

```
R> length(df)
```

```
[1] 3
```

```
R> names(df)
```

```
[1] "sexe"  "age"   "blond"
```

Comme tous les éléments d'un tableau de données ont la même longeur, cet objet peut être vu comme bidimensionnel. Les fonctions `nrow`, `ncol` et `dim` donnent respectivement le nombre de lignes, le nombre de colonnes et les dimensions de notre tableau.

```
R> nrow(df)
```

```
[1] 4
```

```
R> ncol(df)
```

```
[1] 3
```

```
R> dim(df)
```

```
[1] 4 3
```

De plus, tout comme les colonnes ont un nom, il est aussi possible de nommer les lignes avec `row.names` :

```
R> row.names(df) <- c("Anna", "Mary-Ann", "Michael", "John")
  df
```

```
         sexe age blond
Anna        f  52 FALSE
Mary-Ann    f  31  TRUE
Michael     h  29  TRUE
John        h  35 FALSE
```

Indexation

Les tableaux de données étant des listes, nous pouvons donc utiliser les crochets simples (`[]`), les crochets doubles (`[[]]`) et le symbole dollar (`$`) pour extraire des parties de notre tableau, de la même manière que pour n'importe quelle liste.

```
R> df[1]
```

```
         sexe
Anna        f
Mary-Ann    f
Michael     h
John        h
```

```
R> df[[1]]
```

```
[1] "f" "f" "h" "h"
```

```
R> df$sexe
```

```
[1] "f" "f" "h" "h"
```

Cependant, un tableau de données étant un objet bidimensionnel, il est également possible d'extraire des données sur deux dimensions, à savoir un premier critère portant sur les lignes et un second portant sur les colonnes. Pour cela, nous utiliserons les crochets simples (`[]`) en séparant nos deux critères par une virgule (`,`).

Un premier exemple :

```
R> df
```

```
         sexe age blond
Anna        f  52 FALSE
Mary-Ann    f  31  TRUE
Michael     h  29  TRUE
John        h  35 FALSE
```

```
R> df[3, 2]
```

```
[1] 29
```

Cette première commande indique que nous souhaitons la troisième ligne de la seconde colonne, autrement dit l'âge de Michael. Le même résultat peut être obtenu avec l'indexation par nom, l'indexation par condition, ou un mélange de tout ça.

```
R> df["Michael", "age"]
```

```
[1] 29
```

```
R> df[c(F, F, T, F), c(c(F, T, F))]
```

```
[1] 29
```

```
R> df[3, "age"]
```

```
[1] 29
```

```
R> df["Michael", 2]
```

```
[1] 29
```

Il est également possible de ne préciser qu'un seul critère. Par exemple, si je souhaite les deux premières observations, ou les variables `sexe` et `blond` :

```
R> df[1:2, ]
```

```
         sexe age blond
Anna        f  52 FALSE
Mary-Ann    f  31  TRUE
```

```
R> df[, c("sexe", "blond")]
```

```
         sexe blond
Anna        f FALSE
Mary-Ann    f  TRUE
Michael     h  TRUE
John        h FALSE
```

Il a suffit de laisser un espace vide avant ou après la virgule. ATTENTION ! Il est cependant impératif de laisser la virgule pour indiquer à **R** que l'on souhaite effectuer une indexation à deux dimensions. Si l'on oublie la virgule, cela nous ramène au mode de fonctionnement des listes. Et le résultat n'est pas forcément le même :

```
R> df[2, ]
```

```
         sexe age blond
Mary-Ann    f  31  TRUE
```

```
R> df[, 2]
```

```
[1] 52 31 29 35
```

```
R> df[2]
```

```
         age
Anna      52
Mary-Ann  31
Michael   29
John      35
```

NOTE

Au passage, on pourra noter quelques subtilités sur le résultat renvoyé.

```
R> str(df[2, ])
```

```
'data.frame':   1 obs. of  3 variables:
 $ sexe : chr "f"
 $ age  : num 31
 $ blond: logi TRUE
```

```
R> str(df[, 2])
```

```
 num [1:4] 52 31 29 35
```

```
R> str(df[2])
```

```
'data.frame':   4 obs. of  1 variable:
 $ age: num  52 31 29 35
```

```
R> str(df[[2]])
```

```
 num [1:4] 52 31 29 35
```

`df[2, ]` signifie que l'on veut toutes les variables pour le second individu. Le résultat est un tableau de données à une ligne et trois colonnes. `df[2]` correspond au mode d'extraction des listes et renvoie donc une liste à un élément, en l'occurence un tableau de données à quatre observations et une variable. `df[[2]]` quant à lui renvoie le contenu de cette variable, soit un vecteur numérique de longeur quatre. Reste `df[, 2]` qui signifie renvoie toutes les observations pour la seconde colonne. Or l'indexation bidimensionnelle a un fonctionnement un peu particulier : par défaut cela renvoie un tableau de données mais s'il n'y a qu'une seule variable dans l'extraction, c'est un vecteur qui est renvoyé. Pour plus de détails, on pourra consulter l'entrée d'aide de `[.data.frame`.

Afficher les données

Prenons un tableau de données un peu plus conséquent, en l'occurence un jeu de données disponible dans

l'extension **questionr** et correspondant à un extrait de l'enquête *Histoire de vie* réalisée par l'INSEE en 2003. Il contient 2000 individus et 20 variables.

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
```

Si l'on demande à afficher l'objet `d` dans la console (résultat non reproduit ici), **R** va afficher l'ensemble du contenu de `d` à l'écran ce qui, sur un tableau de cette taille, ne sera pas très lisible. Pour une exploration visuelle, le plus simple est souvent d'utiliser la visionneuse intégrée à **RStudio** et que l'on peut appeller avec la fonction `View`.

```
R> View(d)
```

Les fonctions `head` et `tail`, qui marchent également sur les vecteurs, permettent d'afficher seulement les premières (respectivement les dernières) lignes d'un tableau de données :

```
R> head(d)
```

```
  id age  sexe                                                nivetud    poids
1  1  28 Femme Enseignement superieur y compris technique superieur 2634.398
2  2  23 Femme                                                  <NA> 9738.396
3  3  59 Homme                     Derniere annee d'etudes primaires 3994.102
4  4  34 Homme Enseignement superieur y compris technique superieur 5731.662
5  5  71 Femme                     Derniere annee d'etudes primaires 4329.094
6  6  35 Femme        Enseignement technique ou professionnel court 8674.699
                  occup     qualif freres.soeurs clso
1 Exerce une profession    Employe             8  Oui
2       Etudiant, eleve       <NA>             2  Oui
3 Exerce une profession Technicien             2  Non
4 Exerce une profession Technicien             1  Non
5             Retraite    Employe             0  Oui
6 Exerce une profession    Employe             5  Non
                       relig                     trav.imp    trav.satisf
1 Ni croyance ni appartenance                Peu important Insatisfaction
2 Ni croyance ni appartenance                         <NA>           <NA>
3 Ni croyance ni appartenance Aussi important que le reste      Equilibre
4  Appartenance sans pratique Moins important que le reste   Satisfaction
5         Pratiquant regulier                         <NA>           <NA>
6 Ni croyance ni appartenance            Le plus important      Equilibre
  hard.rock lecture.bd peche.chasse cuisine bricol cinema sport heures.tv
1       Non        Non          Non     Oui    Non    Non   Non         0
2       Non        Non          Non     Non    Non    Oui   Oui         1
3       Non        Non          Non     Non    Non    Non   Oui         0
```

```
4       Non        Non          Non     Oui     Oui     Oui    Oui         2
5       Non        Non          Non     Non     Non     Non    Non         3
6       Non        Non          Non     Non     Non     Oui    Oui         2
```

```
R> tail(d, 2)
```

```
       id age  sexe                                       nivetud     poids
1999 1999  24 Femme Enseignement technique ou professionnel court 13740.810
2000 2000  66 Femme  Enseignement technique ou professionnel long  7709.513
                    occup  qualif freres.soeurs clso
1999 Exerce une profession Employe             2  Non
2000              Au foyer Employe             3  Non
                         relig                      trav.imp trav.satisf
1999 Appartenance sans pratique Moins important que le reste   Equilibre
2000 Appartenance sans pratique                         <NA>        <NA>
     hard.rock lecture.bd peche.chasse cuisine bricol cinema sport heures.tv
1999       Non        Non          Non     Non    Non    Oui   Non       0.3
2000       Non        Oui          Non     Oui    Non    Non   Non       0.0
```

L'extension dplyr, que nous n'aborderons en détails que plus tard, page 193, propose une fonction `glimpse` (ce qui signifie «aperçu» en anglais) qui permet de visualiser rapidement et de manière condensée le contenu d'un tableau de données.

```
R> library(dplyr)
   glimpse(d)
```

```
Observations: 2,000
Variables: 20
$ id            <int> 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16...
$ age           <int> 28, 23, 59, 34, 71, 35, 60, 47, 20, 28, 65, 47, 63, 6...
$ sexe          <fct> Femme, Femme, Homme, Homme, Femme, Femme, Femme, Homm...
$ nivetud       <fct> Enseignement superieur y compris technique superieur,...
$ poids         <dbl> 2634.3982, 9738.3958, 3994.1025, 5731.6615, 4329.0940...
$ occup         <fct> Exerce une profession, Etudiant, eleve, Exerce une pr...
$ qualif        <fct> Employe, NA, Technicien, Technicien, Employe, Employe...
$ freres.soeurs <int> 8, 2, 2, 1, 0, 5, 1, 5, 4, 2, 3, 4, 1, 5, 2, 3, 4, 0,...
$ clso          <fct> Oui, Oui, Non, Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui...
$ relig         <fct> Ni croyance ni appartenance, Ni croyance ni appartena...
$ trav.imp      <fct> Peu important, NA, Aussi important que le reste, Moin...
$ trav.satisf   <fct> Insatisfaction, NA, Equilibre, Satisfaction, NA, Equi...
$ hard.rock     <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non...
$ lecture.bd    <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non...
$ peche.chasse  <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Oui, Oui, Non, Non, Non...
```

```
$ cuisine       <fct> Oui, Non, Non, Oui, Non, Non, Oui, Oui, Non, Non, Oui...
$ bricol        <fct> Non, Non, Non, Oui, Non, Non, Non, Oui, Non, Non, Oui...
$ cinema        <fct> Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, Non, Non, Oui, Oui, Oui...
$ sport         <fct> Non, Oui, Oui, Oui, Non, Oui, Non, Non, Non, Oui, Non...
$ heures.tv     <dbl> 0.0, 1.0, 0.0, 2.0, 3.0, 2.0, 2.9, 1.0, 2.0, 2.0, 1.0...
```

L'extension **questionr** propose une fonction `lookfor` qui permet de lister les différentes variables d'un fichier de données :

```
R> lookfor(d)
```

```
        variable
1             id
2            age
3           sexe
4        nivetud
5          poids
6          occup
7         qualif
8  freres.soeurs
9           clso
10         relig
11      trav.imp
12   trav.satisf
13     hard.rock
14    lecture.bd
15  peche.chasse
16       cuisine
17        bricol
18        cinema
19         sport
20     heures.tv
```

Lorsque l'on a un gros tableau de données avec de nombreuses variables, il peut être difficile de retrouver la ou les variables d'intérêt. Il est possible d'indiquer à `lookfor` un mot-clé pour limiter la recherche. Par exemple :

```
R> lookfor(d, "trav")
```

```
      variable
11    trav.imp
12 trav.satisf
```

Il est à noter que si la recherche n'est pas sensible à la casse (i.e. aux majuscules et aux minuscules), elle est

sensible aux accents.

La méthode `summary` qui fonctionne sur tout type d'objet permet d'avoir quelques statistiques de base sur les différentes variables de notre tableau, les statistiques affichées dépendant du type de variable.

```
R> summary(d)
```

```
      id              age           sexe
 Min.   :   1.0   Min.   :18.00   Homme: 899
 1st Qu.: 500.8   1st Qu.:35.00   Femme:1101
 Median :1000.5   Median :48.00
 Mean   :1000.5   Mean   :48.16
 3rd Qu.:1500.2   3rd Qu.:60.00
 Max.   :2000.0   Max.   :97.00

                                                   nivetud        poids
 Enseignement technique ou professionnel court       :463   Min.   :   78.08
 Enseignement superieur y compris technique superieur:441   1st Qu.: 2221.82
 Derniere annee d'etudes primaires                   :341   Median : 4631.19
 1er cycle                                           :204   Mean   : 5535.61
 2eme cycle                                          :183   3rd Qu.: 7626.53
 (Other)                                             :256   Max.   :31092.14
 NA's                                                :112
                  occup                            qualif    freres.soeurs
 Exerce une profession:1049   Employe                 :594   Min.   : 0.000
 Chomeur              : 134   Ouvrier qualifie        :292   1st Qu.: 1.000
 Etudiant, eleve      :  94   Cadre                   :260   Median : 2.000
 Retraite             : 392   Ouvrier specialise      :203   Mean   : 3.283
 Retire des affaires  :  77   Profession intermediaire:160   3rd Qu.: 5.000
 Au foyer             : 171   (Other)                 :144   Max.   :22.000
 Autre inactif        :  83   NA's                    :347
         clso                              relig
 Oui        : 936   Pratiquant regulier        :266
 Non        :1037   Pratiquant occasionnel     :442
 Ne sait pas:  27   Appartenance sans pratique :760
                    Ni croyance ni appartenance:399
                    Rejet                      : 93
                    NSP ou NVPR                : 40

                        trav.imp           trav.satisf  hard.rock  lecture.bd
 Le plus important           : 29   Satisfaction  :480   Non:1986   Non:1953
 Aussi important que le reste:259   Insatisfaction:117   Oui:  14   Oui:  47
 Moins important que le reste:708   Equilibre     :451
 Peu important               : 52   NA's          :952
 NA's                        :952
```

```
 peche.chasse cuisine    bricol     cinema     sport        heures.tv
 Non:1776     Non:1119   Non:1147   Non:1174   Non:1277   Min.   : 0.000
 Oui: 224     Oui: 881   Oui: 853   Oui: 826   Oui: 723   1st Qu.: 1.000
                                                           Median : 2.000
                                                           Mean   : 2.247
                                                           3rd Qu.: 3.000
                                                           Max.   :12.000
                                                           NA's   :5
```

On peut également appliquer `summary` à une variable particulière.

```
R> summary(d$sexe)
```

```
Homme Femme
  899  1101
```

```
R> summary(d$age)
```

```
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
  18.00   35.00   48.00   48.16   60.00   97.00
```

L'extension questionr fournit également une fonction bien pratique pour décrire les différentes variables d'un tableau de données. Il s'agit de `describe`. Faisons de suite un essai :

```
R> describe(d)
```

```
[2000 obs. x 20 variables] tbl_df tbl data.frame

$id:
integer: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
min: 1 - max: 2000 - NAs: 0 (0%) - 2000 unique values

$age:
integer: 28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
min: 18 - max: 97 - NAs: 0 (0%) - 78 unique values

$sexe:
nominal factor: "Femme" "Femme" "Homme" "Homme" "Femme" "Femme" "Femme" "Homme"
"Femme" "Homme" ...
2 levels: Homme | Femme
NAs: 0 (0%)
```

```
$nivetud:
nominal factor: "Enseignement superieur y compris technique superieur" NA "Derni
ere annee d'etudes primaires" "Enseignement superieur y compris technique superi
eur" "Derniere annee d'etudes primaires" "Enseignement technique ou professionne
l court" "Derniere annee d'etudes primaires" "Enseignement technique ou professi
onnel court" NA "Enseignement technique ou professionnel long" ...
8 levels: N'a jamais fait d'etudes | A arrete ses etudes, avant la derniere anne
e d'etudes primaires | Derniere annee d'etudes primaires | 1er cycle | 2eme cycl
e | Enseignement technique ou professionnel court | Enseignement technique ou pr
ofessionnel long | Enseignement superieur y compris technique superieur
NAs: 112 (0.1%)

$poids:
numeric: 2634.3982157 9738.3957759 3994.1024587 5731.6615081 4329.0940022 8674.6
993828 6165.8034861 12891.640759 7808.8720636 2277.160471 ...
min: 78.0783403 - max: 31092.14132 - NAs: 0 (0%) - 1877 unique values

$occup:
nominal factor: "Exerce une profession" "Etudiant, eleve" "Exerce une professio
n" "Exerce une profession" "Retraite" "Exerce une profession" "Au foyer" "Exerc
e une profession" "Etudiant, eleve" "Exerce une profession" ...
7 levels: Exerce une profession | Chomeur | Etudiant, eleve | Retraite | Retire
des affaires | Au foyer | Autre inactif
NAs: 0 (0%)

$qualif:
nominal factor: "Employe" NA "Technicien" "Technicien" "Employe" "Employe" "Ouvr
ier qualifie" "Ouvrier qualifie" NA "Autre" ...
7 levels: Ouvrier specialise | Ouvrier qualifie | Technicien | Profession interm
ediaire | Cadre | Employe | Autre
NAs: 347 (0.2%)

$freres.soeurs:
integer: 8 2 2 1 0 5 1 5 4 2 ...
min: 0 - max: 22 - NAs: 0 (0%) - 19 unique values

$clso:
nominal factor: "Oui" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" ...
3 levels: Oui | Non | Ne sait pas
NAs: 0 (0%)

$relig:
nominal factor: "Ni croyance ni appartenance" "Ni croyance ni appartenance" "Ni
croyance ni appartenance" "Appartenance sans pratique" "Pratiquant regulier" "N
i croyance ni appartenance" "Appartenance sans pratique" "Ni croyance ni apparte
nance" "Appartenance sans pratique" "Pratiquant occasionnel" ...
```

```
6 levels: Pratiquant regulier | Pratiquant occasionnel | Appartenance sans prati
que | Ni croyance ni appartenance | Rejet | NSP ou NVPR
NAs: 0 (0%)

$trav.imp:
nominal factor: "Peu important" NA "Aussi important que le reste" "Moins importa
nt que le reste" NA "Le plus important" NA "Peu important" NA "Moins important q
ue le reste" ...
4 levels: Le plus important | Aussi important que le reste | Moins important qu
e le reste | Peu important
NAs: 952 (0.5%)

$trav.satisf:
nominal factor: "Insatisfaction" NA "Equilibre" "Satisfaction" NA "Equilibre" N
A "Insatisfaction" NA "Satisfaction" ...
3 levels: Satisfaction | Insatisfaction | Equilibre
NAs: 952 (0.5%)

$hard.rock:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$lecture.bd:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$peche.chasse:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Oui" "Oui" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$cuisine:
nominal factor: "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Oui" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$bricol:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$cinema:
nominal factor: "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Oui" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)
```

```
$sport:
nominal factor: "Non" "Oui" "Oui" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Non" "Oui" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$heures.tv:
numeric: 0 1 0 2 3 2 2.9 1 2 2 ...
min: 0 - max: 12 - NAs: 5 (0%) - 30 unique values
```

Comme on le voit sur cet exemple, `describe` nous affiche le type des variables, les premières valeurs de chacune, le nombre de valeurs manquantes, le nombre de valeurs différentes (uniques) ainsi que quelques autres informations suivant le type de variables.

Il est possible de restreindre l'affichage à seulement quelques variables en indiquant le nom de ces dernières.

```
R> describe(d, "age", "trav.satisf")
```

```
[2000 obs. x 20 variables] tbl_df tbl data.frame

$age:
integer: 28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
min: 18 - max: 97 - NAs: 0 (0%) - 78 unique values

$trav.satisf:
nominal factor: "Insatisfaction" NA "Equilibre" "Satisfaction" NA "Equilibre" N
A "Insatisfaction" NA "Satisfaction" ...
3 levels: Satisfaction | Insatisfaction | Equilibre
NAs: 952 (0.5%)
```

On peut également transmettre juste une variable :

```
R> describe(d$sexe)
```

```
[2000 obs.]
nominal factor: "Femme" "Femme" "Homme" "Homme" "Femme" "Femme" "Femme" "Homme"
"Femme" "Homme" ...
2 levels: Homme | Femme
NAs: 0 (0%)

         n   %
Homme  899  45
Femme 1101  55
```

```
Total 2000 100
```

En résumé

Les Listes

- Les listes sont des objets unidimensionnels pouvant contenir tout type d'objet, y compris d'autres listes.
- Elles ont une longueur que l'obtient avec `length`.
- On créé une liste avec `list` et on peut fusionner des listes avec `append`.
- Tout comme les vecteurs, les listes peuvent être nommées et les noms des éléments s'obtiennent avec `names`.
- Les crochets simples (`[]`) permettent de sélectionner les éléments d'une liste, en utilisant l'indexation par position, l'indexation par nom ou l'indexation par condition. Cela renvoie toujours une autre liste.
- Les doubles crochets (`[[]]`) renvoient directement le contenu d'un élément de la liste que l'on aura sélectionné par position ou par nom.
- Le symbole `$` est un raccourci pour facilement sélectionner un élément par son nom, `liste$nom` étant équivalent à `liste[["nom"]]`.

Les Tableaux de données

- Les tableaux de données sont des listes avec des propriétés particulières :
  i. tous les éléments sont des vecteurs ;
  ii. tous les vecteurs ont la même longueur ;
  iii. tous les vecteurs ont un nom et ce nom est unique.
- On peut créer un tableau de données avec `data.frame`.
- Les tableaux de données correspondent aux fichiers de données que l'on utilise usuellement dans d'autres logiciels de statistiques : les variables sont représentées en colonnes et les observations en lignes.
- Ce sont des objets bidimensionnels : `ncol` renvoit le nombre de colonnes et `nrow` le nombre de lignes.
- Les doubles crochets (`[[]]`) et le symbole dollar (`$`) fonctionnent comme pour les listes et permettent d'accéder aux variables.
- Il est possible d'utiliser des coordonnées bidimensionnelles avec les crochets simples (`[]`) en indiquant un critère sur les lignes puis un critère sur les colonnes, séparés par une virgule (`,`).

Facteurs et vecteurs labellisés

Facteurs 101
Vecteurs labellisés 107
Les étiquettes de variable 107
Les étiquettes de valeur 109
Assignation et condition 115
Quelques fonctions supplémentaires 117

Dans le chapire sur les vecteurs, page 57, nous avons abordé les types fondementaux de vecteurs (numériques, textuels, logiques). Mais il existe de nombreux autres classes de vecteurs afin de représenter des données diverses (comme les dates). Dans ce chapitre, nous nous intéressons plus particulièrement aux variables catégorielles.

Les facteurs (ou *factors* an anglais) sont un type de vecteur géré nativement par **R** et utilisés dans de nombreux domaines (modèles statistiques, représentations graphiques, …).

Les facteurs sont souvent mis en regard des données labellisées telles qu'elles sont utilisées dans d'autres logiciels comme **SPSS** ou **Stata**. Or, les limites propres aux facteurs font qu'ils ne sont pas adpatés pour rendre compte des différents usages qui sont fait des données labellisées. Plusieurs extensions (telles que **memisc** ou **Hmisc**) ont proposé leur propre solution qui, bien qu'elles apportaient un plus pour la gestion des données labellisées, ne permettaient pas que celles-ci soient utilisées en dehors de ces extensions ou des extensions compatibles. Nous aborderons ici une nouvelle classe de vecteurs, la classe `labelled`, introduite par l'extension **haven** (que nous aborderons dans le cadre de l'import de données, page 129) et qui peut être manipulée avec l'extension homonyme **labelled**.

Facteurs

Dans ce qui suit on travaillera sur le jeu de données tiré de l'enquête *Histoire de vie*, fourni avec l'extension **questionr**.

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
```

Jetons un œil à la liste des variables de `d` :

```
R> str(d)
```

```
'data.frame':   2000 obs. of  20 variables:
 $ id           : int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ age          : int  28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
 $ sexe         : Factor w/ 2 levels "Homme","Femme": 2 2 1 1 2 2 2 1 2 1 ...
 $ nivetud      : Factor w/ 8 levels "N'a jamais fait d'etudes",..: 8 NA 3 8 3
6 3 6 NA 7 ...
 $ poids        : num  2634 9738 3994 5732 4329 ...
 $ occup        : Factor w/ 7 levels "Exerce une profession",..: 1 3 1 1 4 1 6
1 3 1 ...
 $ qualif       : Factor w/ 7 levels "Ouvrier specialise",..: 6 NA 3 3 6 6 2 2 N
A 7 ...
 $ freres.soeurs: int  8 2 2 1 0 5 1 5 4 2 ...
 $ clso         : Factor w/ 3 levels "Oui","Non","Ne sait pas": 1 1 2 2 1 2 1 2
1 2 ...
 $ relig        : Factor w/ 6 levels "Pratiquant regulier",..: 4 4 4 3 1 4 3 4
3 2 ...
 $ trav.imp     : Factor w/ 4 levels "Le plus important",..: 4 NA 2 3 NA 1 NA 4
NA 3 ...
 $ trav.satisf  : Factor w/ 3 levels "Satisfaction",..: 2 NA 3 1 NA 3 NA 2 NA 1
...
 $ hard.rock    : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ lecture.bd   : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ peche.chasse : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 ...
 $ cuisine      : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 2 1 1 2 1 1 2 2 1 1 ...
 $ bricol       : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 ...
 $ cinema       : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 2 1 2 1 2 1 1 2 2 ...
 $ sport        : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 2 2 2 1 2 1 1 1 2 ...
 $ heures.tv    : num  0 1 0 2 3 2 2.9 1 2 2 ...
```

Nous voyons que de nombreuses variables de ce tableau de données, telles que *`sexe`* ou *`nivetud`*, sont du type facteur.

Les facteurs prennent leurs valeurs dans un ensemble de modalités prédéfinies et ne peuvent en prendre d'autres. La liste des valeurs possibles est donnée par la fonction `levels` :

```
R> levels(d$sexe)
```

```
[1] "Homme" "Femme"
```

Si on veut modifier la valeur du sexe du premier individu de notre tableau de données avec une valeur non autorisée, on obient un message d'erreur et une valeur manquante est utilisée à la place :

```
R> d$sexe[1] <- "Chihuahua"
```

```
Warning in `[<-.factor`(`*tmp*`, 1, value = structure(c(NA, 2L, 1L, 1L, :
invalid factor level, NA generated
```

```
R> d$sexe[1]
```

```
[1] <NA>
Levels: Homme Femme
```

```
R> d$sexe[1] <- "Homme"
  d$sexe[1]
```

```
[1] Homme
Levels: Homme Femme
```

On peut très facilement créer un facteur à partir d'une variable textuelle avec la fonction `factor` :

```
R> v <- factor(c("H", "H", "F", "H"))
  v
```

```
[1] H H F H
Levels: F H
```

Par défaut, les niveaux d'un facteur nouvellement créés sont l'ensemble des valeurs de la variable textuelle, ordonnées par ordre alphabétique. Cette ordre des niveaux est utilisé à chaque fois qu'on utilise des fonctions comme `table`, par exemple :

```
R> table(v)
```

```
v
F H
1 3
```

On peut modifier cet ordre au moment de la création du facteur en utilisant l'option `levels` :

```
R> v <- factor(c("H", "H", "F", "H"), levels = c("H", "F"))
   table(v)
```

```
v
H F
3 1
```

On peut aussi modifier l'ordre des niveaux d'une variable déjà existante :

```
R> d$qualif <- factor(d$qualif, levels = c("Ouvrier specialise", "Ouvrier qualifi
   e",
     "Employe", "Technicien", "Profession intermediaire", "Cadre", "Autre"))
   table(d$qualif)
```

```
      Ouvrier specialise         Ouvrier qualifie                  Employe
                     203                      292                      594
              Technicien Profession intermediaire                    Cadre
                      86                      160                      260
                   Autre
                      58
```

NOTE

L'extension **questionr** propose une *interface interactive* pour le réordonnancement des niveaux d'un facteur. Cette fonction, nommée `iorder`, vous permet de réordonner les modalités de manière graphique et de générer le code **R** correspondant.

Dans l'exemple précédant, si vous exécutez :

```
R> iorder(d, "qualif")
```

RStudio devrait ouvrir une fenêtre semblable à celle de la figure ci-dessous.

Interface de la commande iorder

Vous pouvez alors déplacer les modalités par glisser-déposer, vérifier le résultat dans l'onglet *Vérification* et, une fois le résultat satisfaisant, récupérer le code généré pour l'inclure dans votre script.

On peut également modifier les niveaux eux-mêmes. Imaginons que l'on souhaite créer une nouvelle variable *qualif.abr* contenant les noms abrégés des catégories socioprofessionnelles de *qualif*. On peut

alors procéder comme suit :

```
R> d$qualif.abr <- factor(d$qualif, levels = c("Ouvrier specialise", "Ouvrier qua
   lifie",
     "Employe", "Technicien", "Profession intermediaire", "Cadre", "Autre"), labe
   ls = c("OS",
     "OQ", "Empl", "Tech", "Interm", "Cadre", "Autre"))
   table(d$qualif.abr)
```

```
    OS     OQ   Empl   Tech Interm  Cadre  Autre
   203    292    594     86    160    260     58
```

Dans ce qui précède, le paramètre `levels` de `factor` permet de spécifier quels sont les niveaux retenus dans le facteur résultat, ainsi que leur ordre. Le paramètre `labels`, lui, permet de modifier les noms de ces niveaux dans le facteur résultat. Il est donc capital d'indiquer les noms de `labels` exactement dans le même ordre que les niveaux de `levels`. Pour s'assurer de ne pas avoir commis d'erreur, il est recommandé d'effectuer un tableau croisé entre l'ancien et le nouveau facteur :

```
R> table(d$qualif, d$qualif.abr)
```

```
                          OS  OQ Empl Tech Interm Cadre Autre
   Ouvrier specialise    203   0    0    0      0     0     0
   Ouvrier qualifie        0 292    0    0      0     0     0
   Employe                 0   0  594    0      0     0     0
   Technicien              0   0    0   86      0     0     0
   Profession intermediaire 0  0    0    0    160     0     0
   Cadre                   0   0    0    0      0   260     0
   Autre                   0   0    0    0      0     0    58
```

On a donc ici un premier moyen d'effectuer un recodage des modalités d'une variable de type facteur. D'autres méthodes existent, que nous aborderons dans le chapitre Recodage, page 143.

À noter que par défaut, les valeurs manquantes ne sont pas considérées comme un niveau de facteur. On peut cependant les transformer en niveau en utilisant la fonction `addNA`. Ceci signifie cependant qu'elle ne seront plus considérées comme manquantes par **R** mais comme une modalité à part entière :

```
R> summary(d$trav.satisf)
```

```
   Satisfaction Insatisfaction      Equilibre           NA's
            480            117            451            952
```

```
R> summary(addNA(d$trav.satisf))
```

```
  Satisfaction Insatisfaction      Equilibre           <NA>
           480            117            451            952
```

La fonction `addNAstr` de l'extension **questionr** fait la même chose mais permet de spécifier l'étiquette de la modalité des valeurs manquantes.

```
R> library(questionr)
   summary(addNAstr(d$trav.satisf, "Manquant"))
```

```
  Satisfaction Insatisfaction      Equilibre       Manquant
           480            117            451            952
```

Vecteurs labellisés

Nous abordons ici une nouvelle classe de vecteurs, la classe `labelled`, introduite récemment par l'extension **haven** (que nous aborderons dans le cadre de l'import de données, page 129) et qui peut être manipulée avec l'extension homonyme **labelled**.

Pour cette section, nous allons utiliser d'autres données d'exemple, également disponibles dans l'extension **questionr**. Il s'agit d'un ensemble de trois tableaux de données (`menages`, `femmes` et `enfants`) contenant les données d'une enquête de fécondité. Commençons par les charger en mémoire :

```
R> library(questionr)
   data(fecondite)
```

Pour ailleurs, nous allons avoir besoin de l'extension **labelled** qui permet de manipuler ces données labellisées.

```
R> library(labelled)
```

Les étiquettes de variable

Les étiquettes de variable permettent de donner un nom long, plus explicite, aux différentes colonnes d'un tableau de données (ou encore directement à un vecteur autonome).

La visonneuse de données de **RStudio** sait reconnaître et afficher ces étiquettes de variable lorsqu'elles existent. Essayez par exemple la commande suivante :

```
R> View(femmes)
```

Les fonctions `lookfor` et `describe` de l'extension **questionr** affichent également les étiquettes de variables lorsqu'elles existent.

```
R> lookfor(femmes, "rés")
```

```
  variable               label
7   milieu Milieu de résidence
8   region Région de résidence
```

```
R> describe(femmes$id_femme)
```

```
[2000 obs.] Identifiant de l'enquêtée
numeric: 391 1643 85 881 1981 1072 1978 1607 738 1656 ...
min: 1 - max: 2000 - NAs: 0 (0%) - 2000 unique values
```

Pour manipuler les étiquettes de variable, il suffit d'utiliser la fonction `var_label` de l'extension **labelled**.

```
R> var_label(femmes$id_menage)
```

```
[1] "Identifiant du ménage"
```

```
R> var_label(femmes$id_menage) <- "ID du ménage auquel elle appartient"
   var_label(femmes$id_menage)
```

```
[1] "ID du ménage auquel elle appartient"
```

On utilisera la valeur `NULL` pour supprimer une étiquette :

```
R> v <- c(1, 5, 2, 4, 1)
   var_label(v)
```

```
NULL
```

```
R> var_label(v) <- "Ma variable"
   var_label(v)
```

```
[1] "Ma variable"
```

```
R> var_label(v) <- NULL
   var_label(v)
```

```
NULL
```

```
R> var_label(v) <- "Une autre étiquette"
   var_label(v)
```

```
[1] "Une autre étiquette"
```

Le fait d'ajouter une étiquette à un vecteur ne modifie en rien son type. Regardons la structure de notre objet `v` :

```
R> str(v)
```

```
 atomic [1:5] 1 5 2 4 1
 - attr(*, "label")= chr "Une autre étiquette"
```

Que voit-on ? Notre vecteur possède maintenant ce qu'on appelle un attribut, c'est-à-dire une information supplémentaire qui lui est attachée. Un objet peut avoir plusieurs attributs. Ici, notre étiquette de variable est strocké dans un attribut nommé `"label"`. Cela ne modifie en rien sa nature. Il ne s'agit que d'information en plus. Toutes les fonctions ne tiennent pas compte des étiquettes de variable. Peu importe ! La présence d'un attribut ne les empêchera de fonctionner. De même, même si l'extension labelled n'est pas installée sur votre machine, vous pourrez toujours manipuler vos données comme si de rien n'était.

On peut associer une étiquette de variable à n'importe quel type de variable, qu'elle soit numérique, textuelle, un facteur ou encore des dates.

Les étiquettes de valeur

Les étiquettes de valeur consistent à attribuer une étiquette textuelle à certaines valeurs d'un vecteur. Elles ne peuvent s'appliquer qu'aux vecteurs numériques ou textuels.

Lorsqu'un vecteur possède des étiquettes de valeur, sa classe change et devient `labelled`. Regardons déjà quelques exemples. Tout d'abord, jetons un apercu au contenu de l'objet `femmes` grace à la fonction `glimpse` de l'extension **dplyr**.

```
R> library(dplyr)
   glimpse(femmes)
```

```
Observations: 2,000
Variables: 17
$ id_femme       <dbl> 391, 1643, 85, 881, 1981, 1072, 1978, 1607, 738, 165...
$ id_menage      <dbl> 381, 1515, 85, 844, 1797, 1015, 1794, 1486, 711, 152...
$ poids          <dbl> 1.803150, 1.803150, 1.803150, 1.803150, 1.803150, 0....
$ date_entretien <date> 2012-05-05, 2012-01-23, 2012-01-21, 2012-01-06, 201...
$ date_naissance <date> 1997-03-07, 1982-01-06, 1979-01-01, 1968-03-29, 198...
$ age            <dbl> 15, 30, 33, 43, 25, 18, 45, 23, 49, 31, 26, 45, 25, ...
$ milieu         <dbl+lbl> 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, ...
$ region         <dbl+lbl> 4, 4, 4, 4, 4, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 2, 2, 2, 2, ...
$ educ           <dbl+lbl> 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 2, 1, 0, ...
$ travail        <dbl+lbl> 1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, ...
$ matri          <dbl+lbl> 0, 2, 2, 2, 1, 0, 1, 1, 2, 5, 2, 3, 0, 2, 1, 2, ...
$ religion       <dbl+lbl> 1, 3, 2, 3, 2, 2, 3, 1, 3, 3, 2, 3, 2, 2, 2, 2, ...
$ journal        <dbl+lbl> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, ...
$ radio          <dbl+lbl> 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, ...
$ tv             <dbl+lbl> 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, ...
$ nb_enf_ideal   <dbl+lbl> 4, 4, 4, 4, 4, 5, 10, 5, 4, 5, 6, 10, 2, 6, 6, 6...
$ test           <dbl+lbl> 0, 9, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, ...
```

Il apparaît que la variable *`region`* *est de type* `labelled`*. On peut le confirmer avec* `class`.

```
R> class(femmes$region)
```

```
[1] "labelled"
```

Regardons les premières valeurs prises par cette variable.

```
R> head(femmes$region)
```

```
<Labelled double>
[1] 4 4 4 4 4 3

Labels:
 value label
```

```
     1  Nord
     2   Est
     3   Sud
     4 Ouest
```

Nous voyons que quatre étiquettes de valeurs ont été associées à notre variable. Le code 1 correspond ainsi à la région «Nord», le code 2 à la région «Est», etc. Laissons de côté pour le moment la colonne `is_na` que nous aborderons dans une prochaine section.

La liste des étiquettes est également renvoyée par la fonction `describe` de **questionr**.

```
R> describe(femmes$region)
```

```
[2000 obs.] Région de résidence
labelled double: 4 4 4 4 4 3 3 3 3 3 ...
min: 1 - max: 4 - NAs: 0 (0%) - 4 unique values
4 value labels: [1] Nord [2] Est [3] Sud [4] Ouest

             n     %
[1] Nord   707  35.4
[2] Est    324  16.2
[3] Sud    407  20.3
[4] Ouest  562  28.1
Total     2000 100.0
```

L'extension **labelled** fournit la fonction `val_labels` qui renvoie la liste des étiquettes de valeurs d'une variable sous la forme d'un vecteur nommé et la fonction `val_label` (notez l'absence de 's') qui renvoie l'étiquette associée à une valeur particulière. S'il n'y a pas d'étiquette de valeur, ces fonctions renvoient `NULL`.

```
R> val_labels(femmes$region)
```

```
 Nord   Est   Sud Ouest
    1     2     3     4
```

```
R> val_label(femmes$region, 2)
```

```
[1] "Est"
```

```
R> val_label(femmes$region, 6)
```

```
NULL
```

```
R> val_labels(femmes$age)
```

```
NULL
```

Re-regardons d'un peu plus près les premières valeurs de notre variable *region*.

```
R> head(femmes$region)
```

```
<Labelled double>
[1] 4 4 4 4 4 3

Labels:
 value label
     1  Nord
     2   Est
     3   Sud
     4 Ouest
```

On s'aperçoit qu'il s'agit de valeurs numériques. Et l'affichage indique que notre variable est plus précisément du type `labelled double`. Pour rappel, `double` est synonyme de `numeric`. Autrement dit, la classe `labelled` ne modifie pas le type sous-jacent d'un vecteur, que l'on peut toujours obtenir avec la fonction `typeof`. Nous pouvons également tester si notre variable est numérique avec la fonction `is.numeric`.

```
R> typeof(femmes$region)
```

```
[1] "double"
```

```
R> is.numeric(femmes$region)
```

```
[1] TRUE
```

À la différence des facteurs, le type original d'une variable labellisée n'est pas modifié par la présence d'étiquettes de valeur. Ainsi, il reste possible de calculer une moyenne à partir de notre variable *region* (même si cela n'est pas pertinent ici d'un point de vue sémantique).

```
R> mean(femmes$region)
```

```
[1] 2.412
```

Avec un facteur, nous aurions eu un bon message d'erreur.

```
R> mean(d$nivetud)
```

```
Warning in mean.default(d$nivetud): argument is not numeric or logical:
returning NA
```

```
[1] NA
```

Nous allons voir qu'il est aussi possible d'associer des étiquettes de valeurs à des vecteurs textuels. Créons tout d'abord un vecteur textuel qui nous servira d'exemple.

```
R> v <- c("f", "f", "h", "f", "h")
   v
```

```
[1] "f" "f" "h" "f" "h"
```

Le plus facile pour lui associer des étiquettes de valeur est d'utiliser `val_label`.

```
R> val_label(v, "f") <- "femmes"
   val_label(v, "h") <- "hommes"
   v
```

```
<Labelled character>
[1] f f h f h

Labels:
 value  label
     f femmes
     h hommes
```

```
R> typeof(v)
```

```
[1] "character"
```

Notre vecteur `v` a automatiquement été transformé en un vecteur de la classe `labelled`. Mais son type

sous-jacent est resté `"character"`. Par ailleurs, les données elle-même n'ont pas été modifiées et ont conservé leurs valeurs originales.

Il est également possible de définir/modifier/supprimer l'ensemble des étiquettes de valeur d'une variable avec `val_labels` en lui assignant un vecteur nommé.

```
R> val_labels(v) <- c(Homme = "h", Femme = "f", `Valeur indéterminée` = "i")
   v
```

```
<Labelled character>
[1] f f h f h

Labels:
 value               label
     h               Homme
     f               Femme
     i Valeur indéterminée
```

Comme précédemment, on utilisera `NULL` pour supprimer une ou toutes les étiquettes.

```
R> val_label(v, "i") <- NULL
   v
```

```
<Labelled character>
[1] f f h f h

Labels:
 value label
     h Homme
     f Femme
```

```
R> val_labels(v) <- NULL
   v
```

```
[1] "f" "f" "h" "f" "h"
```

```
R> class(v)
```

```
[1] "character"
```

Si l'on supprime toutes les étiquettes de valeur, alors notre vecteur retrouve sa classe initiale.

Assignation et condition

Les étiquettes de valeur sont plus souples que les facteurs, en ce sens qu'il n'est pas obligatoire d'indiquer une étiquette pour chaque valeur prise par une variable. Alors qu'il n'est pas possible avec un facteur d'assigner une valeur qui n'a pas été préalablement définie comme une des modalités possibles du facteur, nous n'avons pas cette limite avec les vecteurs labellisés.

```
R> femmes$region[3] <- 5
```

Important : quand on assigne une valeur à un facteur, on doit transmettre le texte correspondant à la modalité, alors que pour un vecteur labellisé on transmettra le code sous-jacent (pour rappel, les étiquettes de valeur ne sont qu'une information additionnelle).

De plus, nous avons vu que les données initiales n'étaient pas modifiées par l'ajout ou la suppression d'étiquettes de valeur, alors que pour les facteurs ce n'est pas vrai. Pour mieux comprendre, essayons la commande suivante :

```
R> unclass(factor(v))
```

```
[1] 1 1 2 1 2
attr(,"levels")
[1] "f" "h"
```

Un facteur stocke de manière interne les valeurs sous la forme d'une suite d'entiers, démarrant toujours par 1, forcément consécutifs, et dont les valeurs dépendent de l'ordre des facteurs. Pour s'en rendre compte :

```
R> unclass(factor(v, levels = c("h", "f")))
```

```
[1] 2 2 1 2 1
attr(,"levels")
[1] "h" "f"
```

```
R> unclass(factor(v, levels = c("f", "h")))
```

```
[1] 1 1 2 1 2
attr(,"levels")
[1] "f" "h"
```

Ce qui importe pour un facteur ce sont les modalités de ce dernier tandis que pour un vecteur labellisé ce sont les valeurs du vecteur elles-mêmes. Cela reste vrai pour l'écriture de conditions.

Prenons un premier exemple avec un facteur :

```
R> describe(d$sexe)
```

```
[2000 obs.]
nominal factor: "Homme" "Femme" "Homme" "Homme" "Femme" "Femme" "Femme" "Homme"
"Femme" "Homme" ...
2 levels: Homme | Femme
NAs: 0 (0%)

         n   %
Homme  900  45
Femme 1100  55
Total 2000 100
```

```
R> table(d$sexe == "Homme")
```

```
FALSE  TRUE
 1100   900
```

```
R> table(d$sexe == 1)
```

```
FALSE
 2000
```

La condition valide est celle utilisant `"Homme"` qui est la valeur de la modalité du facteur.

Et avec un vecteur labellisé ?

```
R> describe(femmes$milieu)
```

```
[2000 obs.] Milieu de résidence
labelled double: 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
min: 1 - max: 2 - NAs: 0 (0%) - 2 unique values
2 value labels: [1] urbain [2] rural

              n     %
[1] urbain  912  45.6
[2] rural  1088  54.4
```

```
Total      2000 100.0
```

```
R> table(femmes$milieu == "urbain")
```

```
FALSE
 2000
```

```
R> table(femmes$milieu == 1)
```

```
FALSE  TRUE
 1088   912
```

Ici, pour être valide, la condition doit porter sur les valeurs de la variable elle-même et non sur les étiquette.

Quelques fonctions supplémentaires

L'extension **labelled** fournit quelques fonctions supplémentaires qui peuvent s'avérer utiles :

- `labelled` pour créer directement des vecteurs labellisés ;
- `nolabel_to_na` pour convertir les valeurs n'ayant pas d'étiquette en `NA` ;
- `val_labels_to_na` qui, à l'inverse, converti les valeurs avec étiquette en `NA` ;
- `sort_val_labels` pour trier l'ordre des étiquettes de valeurs.

On pourra se référer à l'aide de chacune de ces fonctions.

L'import de données labellisées, page 129 et le recodage de variables, page 143 (dont la conversion d'un vecteur labellisé en facteur) seront quant à eux abordés dans les prochains chapitres.

Organiser ses fichiers

Le répertoire de travail 119
Les projets dans RStudio 120
Créer un nouveau projet 121
Fonctionnement par défaut des projets 124
Options des projets 125
Naviguer d'un projet à un autre 125
Voir aussi 126
Appeler un script depuis un autre script 126

Le répertoire de travail

À chaque fois que l'on demandera à **R** de charger ou d'enregistrer un fichier (en particulier lorsque l'on cherchera à importer des données, voir le chapitre dédié, page 129), **R** évaluera le nom du fichier qu'on lui a transmis par rapport au répertoire de travail actuellement défini, qui correspond au répertoire dans lequel **R** est actuellement en train de s'exécuter.

Pour connaître de le répertoire de travail actuel, on pourra utiliser la fonction `getwd` :

```
R> getwd()
```

Lorsque l'on travaille sous **RStudio**, le répertoire de travail est également affiché dans le quadrant inférieur droit, en gris, à la droite du mot *Console* (voir la capture d'écran ci-après).

Figure 1. Affichage du répertoire de travail sous RStudio

Le symbole `~` correspond dans ce cas-là au répertoire utilisateur système, dont l'emplacement dépend du système d'exploitation. Sous **Windows**, il s'agit du répertoire *Mes documents* ou *Documents* (le nom varie suivant la version de **Windows**).

Le répertoire de travail peut être modifié avec la fonction `setwd` ou, sous **RStudio**, via le menu *Session* > *Set Working Directory*. Cependant, nous allons voir que nous n'aurons en pratique presque jamais besoin de le faire si l'on travaille avec **RStudio**.

Les projets dans RStudio

RStudio dispose d'une fonctionnalité très pratique pour organiser son travail en différents projets.

L'idée principale est de réunir tous les fichiers / documents relatifs à un même projet (que ce soit les données, les scripts, les rapports automatisés…) dans un répertoire dédié[1].

Le menu *Projects* est accessible via une icône dédiée située tout en haut à droite (voir la capture d'écran ci-après).

1. Dans lequel il sera possible de créer des sous-répertoires.

Figure 2. Accès au menu Projects sous RStudio

Créer un nouveau projet

Dans le menu *Projects* on sélectionnera l'option *New project*. **RStudio** nous demandera dans un premier temps si l'on souhaite créer un projet (i) dans un nouveau répertoire, (ii) dans un répertoire déjà existant ou bien (iii) à partir d'un gestionnaire de versions (**Git** ou **SVN**).

Figure 3. Options de création de projet sous RStudio

Si vous débutez avec **R**, laissez de côté pour le moment les gestionnaires de versions qui sont destinés aux utilisateurs avancés (et présentés dans le chapitre Git, page 643). Dans le cadre d'un usage courant, on aura recours à *New Directory*.

RStudio nous demande alors le type de projet que l'on souhaite créer : (i) un projet vide, (ii) une extension **R** ou (iii) une application **Shiny**.

Figure 4. Les différents types de projet sous RStudio

Il est encore un peu tôt pour se lancer dans la création de sa propre extension pour **R** (voir le chapitre Développer un package, page 645). Les applications **Shiny** (voir le chapitre dédié, page 641) sont des applications webs interactives. Là encore, on attendra une meilleure maîtrise de **R** pour se lancer dans ce type de projets. Dans un contexte d'analyse d'enquêtes, on choisira dès lors *Empty project*.

Figure 5. Création d'un projet dans un nouveau répertoire avec RStudio

En premier lieu, on indiquera le nom de notre projet, qui sera également le nom du répertoire qui sera créé pour stocker les données du projet. Puis, on indiquera le répertoire parent, c'est-à-dire le répertoire dans lequel le répertoire de notre projet sera créé.

Les deux options suivantes concernent que les utilisateurs avancés. **RStudio** nous demande s'il on veut activer **Git** sur ce projet (**Git** étant un gestionnaire de versions, l'option n'étant affichée que si **Git** est installé sur votre PC) et s'il on souhaite utiliser l'extension packrat sur ce projet. packrat permet une gestion des extensions utilisées, projet par projet, ce qui n'est vraiment utile que dans le cadre d'analyses bien spécifiques.

Il ne nous reste plus qu'à cliquer sur *Create Project*.

Fonctionnement par défaut des projets

Lorsque l'on ouvre un projet, **RStudio** effectue différentes actions :

- le nom du projet est affiché en haut à droite à côté de l'icône projets ;
- une nouvelle session **R** est exécutée (ainsi s'il on passe d'un projet à un autre, les objets du projet qu'on vient de fermer ne sont plus en mémoire) ;

- le répertoire de travail de **R** est défini comme étant le répertoire du projet (d'où le fait que l'on n'a pas à se préoccuper de définir le répertoire de travail lorsque l'on travaille avec des projets **RStudio**) ;
- les objets créés (et sauvegardés dans le fichier `.Rdata`) lors d'une précédente séance de travail sont chargés en mémoire ;
- l'historique des commandes saisies lors de nos précédentes séances de travail sont chargées dans l'onglet *History* ;
- les scripts ouverts lors d'une précédente séance de travail sont automatiquement ouverts ;
- divers paramètres de **RStudio** sont restaurés dans l'état dans lequel ils étaient la dernière fois que l'on a travaillé sur ce projet.

Autrement dit, lorsque l'on ouvre un projet **RStudio**, on revient à l'état de notre projet tel qu'il était la dernière fois que l'on a travaillé dessus. Pratique, non ?

Petite précision toutefois, les extensions que l'on avait chargées en mémoire avec la fonction `library` ne sont pas systématiquement rechargées en mémoire. Il faudra donc les appeler à nouveau lors de notre séance de travail.

Options des projets

Via le menu *Projects* > *Projects options* (accessible via l'icône projets en haut à droite), il est possible de personnaliser plusieurs options spécifiquement pour ce projet.

On retiendra surtout les 3 options principales de l'onglet *General* :

- à l'ouverture du projet, doit-on charger en mémoire les objets sauvegardés lors d'une précédente séance de travail ?
- à la fermeture du projet, doit-son sauvegarder (dans le fichier `.Rdata`) les différents objets en mémoire ? Si l'on choisit l'option *Ask*, alors une fenêtre vous demandera s'il faut faire cette sauvegarde chaque fois que vous fermerez le projet.
- à la fermeture du projet, faut-il sauver l'historique des commandes ?

Naviguer d'un projet à un autre

RStudio se souvient des derniers projets sur lesquels vous avez travaillé. Lorsque vous cliquez sur le menu projets, vous verrez une liste de ces différents projets. Il suffit de cliquer sur le nom du projet désiré pour fermer automatiquement le projet en cours et ouvrir le projet désiré.

Votre projet n'apparait pas dans la liste ? Pas de panique. Il suffit de sélectionner *Open project* puis de parcourir vos répertoires pour indiquer à **RStudio** le projet à ouvrir.

Vous pouvez noter au passage une option *Open project in new window* qui permet d'ouvrir un projet dans une nouvelle fenêtre. En effet, il est tout à fait possible d'avoir plusieurs projets ouverts en même temps. Dans ce cas là, chaque projet aura sa propre session **R**. Les objets chargés en mémoire pour le projet A ne

seront pas accessibles dans le cadre du projet B et inversement.

Voir aussi

On pourra se référer à la documentation officielle de **RStudio** : https://support.rstudio.com/hc/en-us/articles/200526207-Using-Projects.

Appeler un script depuis un autre script

Au sein d'un même projet, on peut avoir plusieurs scripts **R**. Cela permet de mieux organiser son code. Par exemple, on pourra avoir un premier script chargé d'importer les données, un second dédié à la création de nouvelles variables et un troisième dédié aux analyses statistiques.

Il est possible d'appeler un script au sein d'un autre script à l'aide de la fonction `source` à laquelle on précisera le nom de fichier du script en question.

Supposons par exemple que l'on ait préparé un script `preparation.R` chargé d'importer les données et de les mettre en forme. Au debut de notre script `analyses.R`, on pourra indiquer :

```
R> source("preparation.R")
```

Si l'on exécute notre script `analyses.R`, au moment de l'appel à `source("preparation.R")`, le fichier `preparation.R` sera chargé en mémoire et exécuté, puis le programme continuera avec les commandes suivant du fichier `analyses.R`.

Ici, on a indiqué à `source` le fichier `preparation.R` sans mention de répertoire. Dès lors, **R** va aller chercher ce fichier dans le répertoire de travail. Sur un gros projet, on peut être amené à organiser ses fichiers en plusieurs sous-répertoires pour une meilleure lisibilité. Dès lors, il faudra indiquer le chemin relatif pour accéder à un fichier, c'est-à-dire le chemin à partir du répertoire de travail. Supposons que notre fichier `preparation.R` est enregistré dans un sous-répertoire `import`. Dans ce cas-là, on appelera notre fichier ainsi :

```
R> source("import/preparation.R")
```

NOTE

On remarquera qu'on a utilisé une barre oblique ou *slash* (`/`) entre le nom du répertoire et le nom du fichier, ce qui est l'usage courant sous **Linux** et **Mac OS X**, tandis que sous **Windows** on utilise d'ordinaire une barre oblique inversée ou *antislash* (`\`). Sous **R**, on utilisera toujours la barre oblique simple (`/`), **R** sachant « retrouver ses petits » selon le système d'exploitation.

Par ailleurs, l'autocomplétion de **RStudio** fonctionne aussi pour les noms de fichiers. Essayez par exemple d'appuyer sur la touche `Tab` après avoir taper les premières lettres du nom de votre fichier.

Import de données

Importer des fichiers texte 130
Structure d'un fichier texte 130
Interface graphique avec RStudio 130
Dans un script 131
Importer depuis des logiciels de statistique 133
SPSS 134
SAS 136
Stata 137
Excel 138
dBase 139
Données spatiales 139
Shapefile 139
Rasters 140
Autres sources 141
Sauver ses données 141

IMPORTANT

Importer des données est souvent l'une des première opérations que l'on effectue lorsque l'on débute sous **R**, et ce n'est pas la moins compliquée. En cas de problème il ne faut donc pas hésiter à demander de l'aide par les différents moyens disponibles (voir le chapitre Où trouver de l'aide ?, page 165) avant de se décourager.

N'hésitez donc pas à relire régulièrement ce chapitre en fonction de vos besoins.

Avant toute chose, il est impératif de bien organiser ses différents fichiers (voir le chapitre dédié, page 119). Concernant les données sources que l'on utilisera pour ses analyses, je vous recommande de les placer dans un sous-répertoire dédié de votre projet.

Lorsque l'on importe des données, il est également impératif de vérifier que l'import s'est correctement déroulé (voir la section Inspecter les données, page 38 du chapitre *Premier travail avec les données*).

Importer des fichiers texte

Les fichiers texte constituent un des formats les plus largement supportés par la majorité des logiciels statistiques. Presque tous permettent d'exporter des données dans un format texte, y compris les tableurs comme **Libre Office**, **Open Office** ou **Excel**.

Cependant, il existe une grande variétés de format texte, qui peuvent prendre différents noms selon les outils, tels que texte tabulé ou *texte (séparateur : tabulation)*, **CSV** (pour *comma-separated value*, sachant que suivant les logiciels le séparateur peut être une virgule ou un point-virgule).

Structure d'un fichier texte

Dès lors, avant d'importer un fichier texte dans **R**, il est indispensable de regarder comment ce dernier est structuré. Il importe de prendre note des éléments suivants :

- La première ligne contient-elle le nom des variables ? Ici c'est le cas.
- Quel est le caractère séparateur entre les différentes variables (encore appelé séparateur de champs) ? Dans le cadre d'un fichier **CSV**, il aurait pu s'agir d'une virgule ou d'un point-virgule.
- Quel est le caractère utilisé pour indiquer les décimales (le séparateur décimal) ? Il s'agit en général d'un point (à l'anglo-saxonne) ou d'une virgule (à la française).
- Les valeurs textuelles sont-elles encadrées par des guillemets et, si oui, s'agit-il de guillements simple (`'`) ou de guillemets doubles (`"`) ?
- Pour les variables textuelles, y a-t-il des valeurs manquantes et si oui comment sont-elles indiquées ? Par exemple, le texte `NA` est parfois utilisé.

Il ne faut pas hésitez à ouvrir le fichier avec un éditeur de texte pour le regarder de plus près.

Interface graphique avec RStudio

RStudio fournit une interface graphique pour faciliter l'import d'un fichier texte. Pour cela, il suffit d'aller dans le menu *File > Import Dataset* et de choisir l'option *From CSV*[1]. Cette option est également disponible via l'onglet *Environment* dans le quadrant haut-droite.

Pour la suite de la démonstration, nous allons utiliser le fichier exemple http://larmarange.github.io/analyse-R/data/exemple_texte_tabule.txt.

1. L'option CSV fonctionne pour tous les fichiers de type texte, même si votre fichier a une autre extension, `.txt` par exemple

Figure 1. Importer un fichier texte avec RStudio

L'interface de **RStudio** vous présente sous *Import Options* les différentes options d'import disponible. La section *Data Preview* vous permet de voir en temps réel comment les données sont importées. La section *Code Preview* vous indique le code **R** correspondant à vos choix. Il n'y a plus qu'à le copier/coller dans un de vos scripts ou à cliquer sur **Import** pour l'exécuter.

Vous pourrez remarquer que **RStudio** fait appel à l'extension **readr** du tidyverse pour l'import des données via la fonction `read_csv`.

readr essaie de deviner le type de chacune des colonnes, en se basant sur les premières observations. En cliquant sur le nom d'une colonne, il est possible de modifier le type de la variable importée. Il est également possible d'exclure une colonne de l'import (*skip*).

Dans un script

L'interface graphique de **RStudio** fournit le code d'import. On peut également l'adapter à ces besoins en consultant la page d'aide de `read_csv` pour plus de détails. Par exemple :

```
R> library(readr)
  d <- read_delim("http://larmarange.github.io/analyse-R/data/exemple_texte_tabu
  le.txt",
    delim = "\t", quote = "'")
```

```
Parsed with column specification:
cols(
  Sexe = col_character(),
  Age = col_integer(),
  Taille = col_number(),
  Etudes = col_character()
)
```

Le premier élément peut être un lien internet ou bien le chemin local vers un fichier. Afin d'organiser au mieux vos fichiers, voir le chapitre Organiser ses fichiers, page 119.

NOTE

Certains caractères sont parfois précédés d'une barre oblique inversée ou *antislash* (`\`). Cela correspond à des caractères spéciaux. En effet, `"` est utilisé pour délimiter dans le code le début et la fin d'une chaîne de caractères. Comment indiquer à **R** le caractère `"` proprement dit. Et bien avec `\"`. De même, `\t` sera interprété comme une tabulation et non comme la lettre `t`.

Pour une liste complète des caractères spéciaux, voir `?Quotes`.

```
R> class(d)
```

```
[1] "tbl_df"     "tbl"        "data.frame"
```

```
R> d
```

```
# A tibble: 7 x 4
  Sexe    Age Taille Etudes
  <chr> <int>  <dbl> <chr>
1 F        45   167. primaire
2 H        32   183. <NA>
3 H        24   172. supérieur
4 F        36   164. secondaire
5 F        23   154. supérieur
6 H        18   162. primaire
```

```
7 F        34   168. secondaire
```

L'objet renvoyé est un tableau de données ou *data.frame*. Plus précisément, il s'agit d'un *tibble*, c'est-à-dire un tableau de données légèrement amélioré facilement utilisable avec les différentes extensions du tidyverse. Pas de panique, c'est un tableau de données comme les autres. Disons qu'il est possible de faire un peu plus de choses avec. Pour cela, voir le chapitre Introduction à dplyr, page 193.

readr propose plusieurs fonctions proches : `read_delim`, `read_csv`, `read_csv2` et `read_tsv`. Elles fonctionnent toutes de manière identique et ont les mêmes arguments. Seule différence, les valeurs par défaut de certainsparamètres.

NOTE

Dans des manuels ou des exemples en ligne, vous trouverez parfois mention des fonctions `read.table`, `read.csv`, `read.csv2`, `read.delim` ou encore `read.delim2`. Il s'agit des fonctions natives et historiques de **R** (extension **utils**) dédiées à l'import de fichiers textes. Elles sont similaires à celles de **readr** dans l'idée générale mais diffèrent dans leurs détails et les traitements effectués sur les données (pas de détection des dates par exemple). Pour plus d'information, vous pouvez vous référer à la page d'aide de ces fonctions.

Importer depuis des logiciels de statistique

Plusieurs extensions existent pour importer des fichiers de données issus d'autres logiciels de statistiques. En premier lieu, il y a **foreign**, installée par défaut avec **R** et décrite en détails dans le manuel *R Data Import/Export* disponible sur http://cran.r-project.org/manuals.html. Un des soucis majeurs de cette extension réside dans la manière dont elle traite les métadonnées utilisées en particulier dans les fichiers **SAS**, **SPSS** et **Stata**, à savoir les étiquettes de variable, les étiquettes de valeur et les valeurs manquantes déclarées. En effet, chaque fonction va importer ces métadonnées sous la forme d'attributs dont le nom diffère d'une fonction à l'autre. Par ailleurs, selon les options retenues, les variables labellisées seront parfois transformées ou non en facteurs. Enfin, **foreign** ne sait pas toujours importer les différents types de variables représentant des dates et des heures.

L'extension **haven** (qui fait partie du "tidyverse") tente de remédier à plusieurs des limitations rencontrées avec **foreign** :

- le format des métadonnées importé est uniforme, quel que soit le type de fichier source (**SAS**, **SPSS** ou **Stata**) ;
- les variables labellisées ne sont pas transformées en facteurs, mais héritent d'une nouvelle classe `labelled`, la valeur initiale restant inchangée ;
- les différents formats de date sont convertis dans des classes **R** appropriées, utilisables en particulier avec **lubridate** ;

- **haven** peut lire les fichiers **SAS natifs** (extension `.sas7bdat`) ce que ne peut pas faire **foreign** ;
- **haven** peut lire les fichiers **Stata** 13 et 14, alors que **foreign** ne sait lire ces fichiers que jusqu'à la version 12 ;
- les tableaux de données produits ont directement la classe `tbl_df` ce qui permets d'utiliser directement les fonctionnalités de l'extension **dplyr**.

À noter, il est également possible d'utiliser l'interface graphique de **RStudio** pour l'import des fichiers **SPSS**, **Stata**, **SAS** et **Excel**.

IMPORTANT

Données labellisées

À la différence de **foreign**, **haven** ne convertit pas les variables avec des étiquettes de valeurs en facteurs mais en vecteurs labellisés du type `labelled` qui sont présentés en détail dans le chapitre Facteurs et vecteurs labellisés, page 107.

SPSS

Les fichiers générés par **SPSS** sont de deux types : les fichiers **SPSS natifs** natifs (extension `.sav`) et les fichiers au format **SPSS export** (extension `.por`).

Dans les deux cas, on aura recours à la fonction `read_spss` :

```
R> library(haven)
  donnees <- read_spss("data/fichier.sav", user_na = TRUE)
```

IMPORTANT

Gestion des valeurs manquantes

Dans **SPSS**, il est possible de définir des valeurs à considérées comme manquantes. Plus précisément jusqu'à 3 valeurs spécfiques et/ou les valeurs comprises entre un minimum et un maximum. Par défaut, `read_spss` convertir toutes ces valeurs en `NA` lors de l'import.

Or, il est parfois important de garder les différentes valeurs originelles, notamment dans le cadre de l'analyse de données d'enquête, un manquant du type «ne sait pas» n'étant pas équivalent à un manquant du type «refus» ou du type «variable non collectée».

Dès lors, nous vous recommandons d'appeler `read_spss` avec l'option `user_na = TRUE`. Dans ce cas-là, les valeurs manquantes définies dans **SPSS** ne seront pas converties en `NA`, tout en conservant la définition des valeurs définies comme manquantes. Il sera alors toujours possible de convertir, dans un second temps et en fonction des besoins, ces valeurs à considérer comme manquantes en `NA` grace aux fonctions de l'extension `labelled`, en particulier `user_na_to_na`, `na_values` et `na_range`.

À noter que les fonctions `describe` et `freq` de l'extension **questionr** que nous arboderons dans d'autres chapitres savent exploiter ces valeurs à considérer comme manquantes.

NOTE

Si vous préférez utiliser l'extension **foreign**, la fonction correspondante est `read.spss`. On indiquera à la fonction de renvoyer un tableau de données avec l'argument `to.data.frame = TRUE`.

Par défaut, les variables numériques pour lesquelles des étiquettes de valeurs ont été définies sont transformées en variables de type facteur, les étiquettes définies dans **SPSS** étant utilisées comme *labels* du facteur. De même, si des valeurs manquantes ont été définies dans **SPSS**, ces dernières seront toutes transformées en `NA` (**R** ne permettant pas de gérer plusieurs types de valeurs manquantes). Ce comportement peut être modifié avec `use.value.labels` et `use.missings`.

```
R> library(foreign)
   donnees <- read.spss("data/fichier.sav", to.data.frame = TRUE, use.value.la
   bels = FALSE,
     use.missings = FALSE)
```

Il est important de noter que `read.spss` de l'extension **foreign** ne sait pas importer les dates. Ces dernières sont donc automatiquement transformées en valeurs numériques.

SPSS stocke les dates sous la forme du nombre de secondes depuis le début du calendrier grégorien, à savoir le 14 octobre 1582. Dès lors, si l'on des dates dans un fichier **SPSS** et que ces dernières ont été converties en valeurs numériques, on pourra essayer la commande suivante :

```
R> donnees$date <- as.POSIXlt(donnees$date, origin = "1582-10-14")
```

SAS

Les fichiers **SAS** se présentent en général sous deux format : format **SAS export** (extension `.xport` ou `.xpt`) ou format **SAS natif** (extension `.sas7bdat`).

Les fichiers **SAS natifs** peuvent être importées directement avec `read_sas` de l'extension **haven** :

```
R> library(haven)
   donnees <- read_sas("data/fichier.sas7bdat")
```

Au besoin, on pourra préciser en deuxième argument le nom d'un fichier **SAS catalogue** (extension `.sas7bcat`) contenant les métadonnées du fichier de données.

```
R> library(haven)
   donnees <- read_sas("data/fichier.sas7bdat", "data/fichier.sas7bcat")
```

Les fichiers au format **SAS export** peuvent être importés via la fonction `read.xport` de l'extension foreign. Celle-ci s'utilise très simplement, en lui passant le nom du fichier en argument :

```
R> library(foreign)
   donnees <- read.xport("data/fichier.xpt")
```

Stata

Pour les fichiers **Stata** (extension `.dta`), on aura recours aux fonctions `read_dta` et `read_stata` de l'extension haven. Ces deux fonctions sont identiques.

```
R> library(haven)
   donnees <- read_dta("data/fichier.dta")
```

IMPORTANT

Gestion des valeurs manquantes

Dans **Stata**, il est possible de définir plusieurs types de valeurs manquantes, qui sont notées sous la forme `.a` à `.z`. Pour conserver cette information lors de l'import, haven a introduit dans **R** le concept de *tagged NA* ou *tagged missing value*. Plus de détails sur ces données manquantes «étiquettées», on se référera à la page d'aide de la fonction `tagged_na`.

NOTE

Si l'on préfère utiliser l'extension **foreign**, on aura recours à la fonction `read.dta`.

L'option `convert.factors` indique si les variables labellisées doit être converties automatiquement en facteurs. Pour un résultat similaire à celui de **haven**, on choisira donc :

```
R> library(foreign)
   donnees <- read.dta("data/fichier.dta", convert.factors = FALSE)
```

L'option `convert.dates` permet de convertir les dates du format **Stata** dans un format de dates géré par **R**. Cependant, cela ne marche pas toujours. Dans ces cas là, l'opération suivante peut fonctionner. Sans garantie néanmoins, il est toujours vivement conseillé de vérifier le résultat obtenu !

```
R> donnees$date <- as.Date(donnees$Date, origin = "1960-01-01")
```

Excel

Une première approche pour importer des données **Excel** dans **R** consiste à les exporter depuis **Excel** dans un fichier texte (texte tabulé ou **CSV**) puis de suivre la procédure d'importation d'un fichier texte.

Une feuille **Excel** peut également être importée directement avec l'extension **readxl** qui appartient à la même famille que **haven** et **readr**.

La fonction `read_excel` permet d'importer à la fois des fichiers `.xls` (**Excel** 2003 et précédents) et `.xlsx` (**Excel** 2007 et suivants).

```
R> library(readxl)
   donnees <- read_excel("data/fichier.xlsx")
```

Une seule feuille de calculs peut être importée à la fois. On pourra préciser la feuille désirée avec `sheet` en indiquant soit le nom de la feuille, soit sa position (première, seconde, …).

```
R> donnees <- read_excel("data/fichier.xlsx", sheet = 3)
   donnees <- read_excel("data/fichier.xlsx", sheet = "mes_donnees")
```

On pourra préciser avec `col_names` si la première ligne contient le nom des variables.

Par défaut, `read_excel` va essayer de deviner le type (numérique, textuelle, date) de chaque colonne. Au besoin, on pourra indiquer le type souhaité de chaque colonne avec `col_types`.

RStudio propose également pour les fichiers **Excel** un assitant d'importation, similaire à celui pour les fichiers texte, permettant de faciliter l'import.

NOTE

Une alternative est l'extension **xlsx** qui propose deux fonctions différentes pour importer des fichiers **Excel** : `read.xlsx` et `read.xlsx2`. La finalité est la même mais leur fonctionnement interne est différent. En cas de difficultés d'import, on pourra tester l'autre. Il est impératif de spécifier la position de la feuille de calculs que l'on souhaite importer.

```
R> library(xlsx)
   donnees <- read.xlsx("data/fichier.xlsx", 1)
```

dBase

L'Insee et d'autres producteur de données diffusent leurs fichiers au format **dBase** (extension `.dbf`). Ceux-ci sont directement lisibles dans **R** avec la fonction `read.dbf` de l'extension **foreign**.

```
R> library(foreign)
   donnees <- read.dbf("data/fichier.dbf")
```

La principale limitation des fichiers **dBase** est de ne pas gérer plus de 256 colonnes. Les tables des enquêtes de l'Insee sont donc parfois découpées en plusieurs fichiers `.dbf` qu'il convient de fusionner avec la fonction `merge`. L'utilisation de cette fonction est détaillée dans le chapitre sur la fusion de tables, page 223.

Données spatiales

Shapefile

Les fichiers **Shapefile** sont couramment utilisés pour échanger des données géoréférencées. La majorité des logiciels de **SIG** (systèmes d'informations géographiques) sont en capacité d'importer et d'exporter des données dans ce format.

Un **shapefile** contient toute l'information liée à la géométrie des objets décrits, qui peuvent être :

- des points
- des lignes

- des polygones

Son extension est classiquement `.shp` et il est toujours accompagné de deux autres fichiers de même nom et d'extensions :

- un fichier `.dbf`, qui contient les données attributaires relatives aux objets contenus dans le **shapefile**
- un fichier `.shx`, qui stocke l'index de la géométrie

D'autres fichiers peuvent être également fournis :

- `.sbn` et `.sbx` - index spatial des formes.
- `.fbn` et `.fbx` - index spatial des formes pour les shapefile en lecture seule
- `.ain` et `.aih` - index des attributs des champs actifs dans une table ou dans une table d'attributs du thème
- `.prj` - information sur le système de coordonnées
- `.shp.xml` - métadonnées du shapefile.
- `.atx` - fichier d'index des attributs pour le fichier `.dbf`
- `.qix`

En premier lieu, il importe que tous les fichiers qui compose un même **shapefile** soit situés dans le même répertoire et aient le même nom (seule l'extension étant différente).

L'extension **maptools** fournit les fonctions permettant d'importer un **shapefile** dans **R**. Le résultat obtenu utilisera l'une des différentes classes spatiales fournies par l'extension **sp**.

La fonction générique d'import est `readShapeSpatial` :

```
R> library(maptools)
   donnees_spatiales <- readShapeSpatial("data/fichier.shp")
```

Si l'on connait déjà le type de données du **shapefile** (points, lignes ou polygones), on pourra utiliser directement `readShapePoints`, `readShapeLines` ou `readShapePoly`.

Rasters

Il existe de multiples formats pour stocker des données matricielles spatiales. L'un des plus communs est le format **ASCII grid** aussi connu sous le nom de **Arc/Info ASCII grid** ou **ESRI grid**. L'extension de ce format n'est pas toujours uniforme. On trouve parfois `.asc` ou encore `.ag` voir même `.txt`.

Pour importer ce type de fichier, on pourra avoir recours à la fonction `readAsciiGrid` de l'extension **maptools**. Le résultat sera, par défaut, au format `SpatialGridDataFrame` de l'extension **sp**.

```
R> library(maptools)
   donnees_spatiales <- readAsciiGrid("data/fichier.asc")
```

L'extension **raster** permet d'effectuer de multiples manipulations sur les données du type raster. Elle est en capacité d'importer des données depuis différents formats (plus précisément les formats pris en charge par la librairie **GDAL**, http://www.gdal.org/).

De plus, les fichiers raster pouvant être particulièrement volumineux (jusqu'à plusieurs Go de données), l'extension **raster** est capable de travailler sur un fichier raster sans avoir à le charger intégralement en mémoire.

Pour plus d'informations, voir les fonctions `raster` et `getValues`.

Autres sources

R offre de très nombreuses autres possibilités pour accéder aux données. Il est ainsi possible d'importer des données depuis d'autres applications qui n'ont pas été évoquées (**Epi Info**, **S-Plus**, etc.), de se connecter à un système de base de données relationelle type **MySQL**, de lire des données via **ODBC** ou des connexions réseau, etc.

Pour plus d'informations on consultera le manuel *R Data Import/Export* :
http://cran.r-project.org/manuals.html.

Pour les données **SQL**, on pourra utiliser les fonctionnalités de **dplyr** dans ce domaine, voir https://cran.rstudio.com/web/packages/dplyr/vignettes/databases.html.

Sauver ses données

R dispose également de son propre format pour sauvegarder et échanger des données. On peut sauver n'importe quel objet créé avec **R** et il est possible de sauver plusieurs objets dans un même fichier. L'usage est d'utiliser l'extension `.RData` pour les fichiers de données **R**. La fonction à utiliser s'appelle tout simplement `save`.

Par exemple, si l'on souhaite sauvegarder son tableau de données `d` ainsi que les objets `tailles` et `poids` dans un fichier `export.RData` :

```
R> save(d, tailles, poids, file = "export.RData")
```

À tout moment, il sera toujours possible de recharger ces données en mémoire à l'aide de la fonction `load` :

```
R> load("export.RData")
```

IMPORTANT

Si entre temps vous aviez modifié votre tableau `d`, vos modifications seront perdues. En effet, si lors du chargement de données, un objet du même nom existe en mémoire, ce dernier sera remplacé par l'objet importé.

La fonction `save.image` est un raccourci pour sauvergarder tous les objets de la session de travail dans le fichier `.RData` (un fichier un peu étrange car il n'a pas de nom mais juste une extension). Lors de la fermeture de **RStudio**, il vous sera demandé si vous souhaitez enregistrer votre session. Si vous répondez *Oui*, c'est cette fonction `save.image` qui sera appliquée.

```
R> save.image()
```

Recodage

Renommer des variables 144
Convertir une variable 145
Variable numérique ou textuelle en facteur 146
Conversion d'un facteur 146
Conversion d'un vecteur labellisé 148
Découper une variable numérique en classes 150
Regrouper les modalités d'une variable 154
Variables calculées 160
Combiner plusieurs variables 160
Variables scores 162
Vérification des recodages 163
Recodage et data.table 164

NOTE

La version originale de ce chapitre a été écrite par Julien Barnier dans le cadre du support de cours Introduction à R.

Le recodage de variables est une opération extrêmement fréquente lors du traitement d'enquête. Celui-ci utilise soit l'une des formes d'indexation décrites précédemment, soit des fonctions *ad hoc* de **R**.

On passe ici en revue différents types de recodage parmi les plus courants. Les exemples s'appuient, comme précédemment, sur l'extrait de l'enquête *Histoire de vie* :

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
```

Renommer des variables

Une opération courante lorsqu'on a importé des variables depuis une source de données externe consiste à renommer les variables importées. Sous **R** les noms de variables doivent être à la fois courts et explicites.

IMPORTANT

Les noms de variables peuvent contenir des lettres, des chiffres (mais ils ne peuvent pas commencer par un chiffre), les symboles `.` et `_` et doivent commencer par une lettre. **R** fait la différence entre les majuscules et les minuscules, ce qui signifie que *x* et *X* sont deux noms de variable différents. On évitera également d'utiliser des caractères accentués dans les noms de variable. Comme les espaces ne sont pas autorisés, on pourra les remplacer par un point ou un tiret bas.

On peut lister les noms des variables d'un tableau de données (*data.frame*) à l'aide de la fonction `names` :

```
R> names(d)
```

```
 [1] "id"            "age"           "sexe"          "nivetud"
 [5] "poids"         "occup"         "qualif"        "freres.soeurs"
 [9] "clso"          "relig"         "trav.imp"      "trav.satisf"
[13] "hard.rock"     "lecture.bd"    "peche.chasse"  "cuisine"
[17] "bricol"        "cinema"        "sport"         "heures.tv"
```

Cette fonction peut également être utilisée pour renommer l'ensemble des variables. Si par exemple on souhaitait passer les noms de toutes les variables en majuscules, on pourrait faire :

```
R> d.maj <- d
   names(d.maj) <- c("ID", "AGE", "SEXE", "NIVETUD", "POIDS", "OCCUP", "QUALIF",
   "FRERES.SOEURS",
     "CLSO", "RELIG", "TRAV.IMP", "TRAV.SATISF", "HARD.ROCK", "LECTURE.BD", "PECH
   E.CHASSE",
     "CUISINE", "BRICOL", "CINEMA", "SPORT", "HEURES.TV")
   summary(d.maj$SEXE)
```

```
Homme Femme
  899  1101
```

Ce type de renommage peut être utile lorsqu'on souhaite passer en revue tous les noms de variables d'un fichier importé pour les corriger le cas échéant. Pour faciliter un peu ce travail pas forcément passionnant, on peut utiliser la fonction `dput` :

```
R> dput(names(d))
```

```
c("id", "age", "sexe", "nivetud", "poids", "occup", "qualif",
"freres.soeurs", "clso", "relig", "trav.imp", "trav.satisf",
"hard.rock", "lecture.bd", "peche.chasse", "cuisine", "bricol",
"cinema", "sport", "heures.tv")
```

On obtient en résultat la liste des variables sous forme de vecteur déclaré. On n'a plus alors qu'à copier/coller cette chaîne, rajouter `names(d) <-` devant et modifier un à un les noms des variables.

Si on souhaite seulement modifier le nom d'une variable, on peut utiliser la fonction `rename.variable` de l'extension **questionr**. Celle-ci prend en argument le tableau de données, le nom actuel de la variable et le nouveau nom. Par exemple, si on veut renommer la variable *bricol* du tableau de données `d` en *bricolage*:

```
R> d <- rename.variable(d, "bricol", "bricolage")
   table(d$bricolage)
```

```
 Non  Oui
1147  853
```

Convertir une variable

Il peut arriver qu'on veuille transformer une variable d'un type dans un autre.

Variable numérique ou textuelle en facteur

Par exemple, on peut considérer que la variable numérique *freres.soeurs* est une « fausse » variable numérique et qu'une représentation sous forme de facteur serait plus adéquate. Dans ce cas il suffit de faire appel à la fonction `factor` :

```
R> d$fs.fac <- factor(d$freres.soeurs)
   levels(d$fs.fac)
```

```
 [1] "0"  "1"  "2"  "3"  "4"  "5"  "6"  "7"  "8"  "9"  "10" "11" "12" "13" "14"
[16] "15" "16" "18" "22"
```

La conversion d'une variable caractères en facteur se fait de la même manière.

La conversion d'un facteur ou d'une variable numérique en variable caractères peut se faire à l'aide de la fonction `as.character` :

```
R> d$fs.char <- as.character(d$freres.soeurs)
   d$qualif.char <- as.character(d$qualif)
```

Conversion d'un facteur

La conversion d'un facteur en caractères est fréquemment utilisé lors des recodages du fait qu'il est impossible d'ajouter de nouvelles modalités à un facteur de cette manière. Par exemple, la première des commandes suivantes génère un message d'avertissement, tandis que les deux autres fonctionnent :

```
R> d.temp <- d
   d.temp$qualif[d.temp$qualif == "Ouvrier specialise"] <- "Ouvrier"
```

```
Warning in `[<-.factor`(`*tmp*`, d.temp$qualif == "Ouvrier specialise", :
invalid factor level, NA generated
```

```
R> d$qualif.char <- as.character(d$qualif)
   d$qualif.char[d$qualif.char == "Ouvrier specialise"] <- "Ouvrier"
```

Dans le premier cas, le message d'avertissement indique que toutes les modalités « Ouvrier specialise » de notre variable *qualif* ont été remplacées par des valeurs manquantes `NA` .

Enfin, une variable de type caractères dont les valeurs seraient des nombres peut être convertie en

variable numérique avec la fonction `as.numeric`.

```
R> v <- c("1", "3.1415", "4", "5.6", "1", "4")
   v
```

```
[1] "1"      "3.1415" "4"      "5.6"    "1"      "4"
```

```
R> as.numeric(v)
```

```
[1] 1.0000 3.1415 4.0000 5.6000 1.0000 4.0000
```

IMPORTANT

Lorsque l'on convertit un facteur avec `as.numeric`, on obtient le numéro de chaque facteur (première modalité, seconde modalité, etc.). Si la valeur numérique qui nous intéresse est en fait contenu dans le nom des modalités, il faut convertir au préalable notre facteur en variable textuelle.

```
R> vf <- factor(v)
   vf
```

```
[1] 1      3.1415 4      5.6    1      4
Levels: 1 3.1415 4 5.6
```

```
R> as.numeric(vf)
```

```
[1] 1 2 3 4 1 3
```

```
R> as.numeric(as.character(vf))
```

```
[1] 1.0000 3.1415 4.0000 5.6000 1.0000 4.0000
```

ATTENTION : la valeur numérique associée à chaque étiquette d'un facteur change lorsque l'on modifie l'ordre des étiquettes d'un facteur. Dès lors, il est **fortement déconseillé** de convertir un facteur en variable numérique.

Conversion d'un vecteur labellisé

Nous avons abordé dans un chapitre précédent, page 107 la gestion de données labellisées à l'aide de l'extension **labelled**. Les vecteurs labellisés sont beaucoup plus souples que les facteurs lors de la préparation des données, puisque la liste des modalités autorisées n'est pas fixée à l'avance. De plus, cela permet également de documenter au-fur-et-à-mesure les nouvelles variables que l'on créé.

Nous verrons dans les chapitres d'analyse, notamment quand il s'agit de calculer des modèles, qu'il est nécessaire de coder les variables catégorielles sous forme de facteurs. Il est très facile de convertir ubn vecteur labellisé en facteur à l'aide la fonction `to_factor` de l'extension **labelled**[1].

```
R> library(labelled)
  v <- labelled(c(1, 2, 9, 3, 3, 2, NA), c(oui = 1, `peut-être` = 2, non = 3, `n
  e sait pas` = 9))
  v
```

```
<Labelled double>
[1]  1  2  9  3  3  2 NA

Labels:
 value       label
     1         oui
     2   peut-être
     3         non
     9 ne sait pas
```

```
R> to_factor(v)
```

```
[1] oui         peut-être   ne sait pas non         non         peut-être
[7] <NA>
Levels: oui peut-être non ne sait pas
```

Il possible d'indiquer si l'on souhaite, comme étiquettes du facteur, utiliser les étiquettes de valeur (par défaut), les valeurs elles-mêmes, ou bien les étiquettes de valeurs préfixées par la valeur d'origine indiquée entre crochets.

1. On priviligiera la fonction `to_factor` à la fonction `as_factor` de l'extension **haven**, la première ayant plus de possibilités et un comportement plus consistent.

```
R> to_factor(v, "l")
```

```
[1] oui         peut-être   ne sait pas non         non         peut-être
[7] <NA>
Levels: oui peut-être non ne sait pas
```

```
R> to_factor(v, "v")
```

```
[1] 1    2    9    3    3    2    <NA>
Levels: 1 2 3 9
```

```
R> to_factor(v, "p")
```

```
[1] [1] oui         [2] peut-être   [9] ne sait pas [3] non
[5] [3] non         [2] peut-être   <NA>
Levels: [1] oui [2] peut-être [3] non [9] ne sait pas
```

Par défaut, les étiquettes du facteur seront triés selon l'ordre des étiquettes de valeur. Mais cela peut être modifié avec l'argument `sort_levels` si l'on préfère trier selon les valeurs ou selon l'ordre alphabétique des étiquettes.

```
R> to_factor(v, sort_levels = "v")
```

```
[1] oui         peut-être   ne sait pas non         non         peut-être
[7] <NA>
Levels: oui peut-être non ne sait pas
```

```
R> to_factor(v, sort_levels = "l")
```

```
[1] oui         peut-être   ne sait pas non         non         peut-être
[7] <NA>
Levels: ne sait pas non oui peut-être
```

D'autres options sont disponibles. On se réferra à la documentation complète de la fonction.

Découper une variable numérique en classes

Le premier type de recodage consiste à découper une variable de type numérique en un certain nombre de classes. On utilise pour cela la fonction `cut`.

Celle-ci prend, outre la variable à découper, un certain nombre d'arguments :

- `breaks` indique soit le nombre de classes souhaité, soit, si on lui fournit un vecteur, les limites des classes ;
- `labels` permet de modifier les noms de modalités attribués aux classes ;
- `include.lowest` et `right` influent sur la manière dont les valeurs situées à la frontière des classes seront inclues ou exclues ;
- `dig.lab` indique le nombre de chiffres après la virgule à conserver dans les noms de modalités.

Prenons tout de suite un exemple et tentons de découper notre variable *age* en cinq classes et de placer le résultat dans une nouvelle variable nommée *age5cl* :

```
R> d$age5cl <- cut(d$age, 5)
   table(d$age5cl)
```

```
 (17.9,33.8] (33.8,49.6] (49.6,65.4] (65.4,81.2] (81.2,97.1]
         454         628         556         319          43
```

Par défaut **R** nous a bien créé cinq classes d'amplitudes égales. La première classe va de 16,9 à 32,2 ans (en fait de 17 à 32), etc.

Les frontières de classe seraient plus présentables si elles utilisaient des nombres ronds. On va donc spécifier manuellement le découpage souhaité, par tranches de 20 ans :

```
R> d$age20 <- cut(d$age, c(0, 20, 40, 60, 80, 100))
   table(d$age20)
```

```
   (0,20]  (20,40]  (40,60]  (60,80] (80,100]
       72      660      780      436       52
```

On aurait pu tenir compte des âges extrêmes pour la première et la dernière valeur :

```
R> range(d$age)
```

```
[1] 18 97
```

```
R> d$age20 <- cut(d$age, c(18, 20, 40, 60, 80, 97))
   table(d$age20)
```

```
(18,20] (20,40] (40,60] (60,80] (80,97]
     55     660     780     436      52
```

Les symboles dans les noms attribués aux classes ont leur importance : `(` signifie que la frontière de la classe est exclue, tandis que `[` signifie qu'elle est incluse. Ainsi, `(20,40]` signifie « strictement supérieur à 20 et inférieur ou égal à 40 ».

On remarque que du coup, dans notre exemple précédent, la valeur minimale, 18, est exclue de notre première classe, et qu'une observation est donc absente de ce découpage. Pour résoudre ce problème on peut soit faire commencer la première classe à 17, soit utiliser l'option `include.lowest=TRUE` :

```
R> d$age20 <- cut(d$age, c(17, 20, 40, 60, 80, 97))
   table(d$age20)
```

```
(17,20] (20,40] (40,60] (60,80] (80,97]
     72     660     780     436      52
```

```
R> d$age20 <- cut(d$age, c(18, 20, 40, 60, 80, 97), include.lowest = TRUE)
   table(d$age20)
```

```
[18,20] (20,40] (40,60] (60,80] (80,97]
     72     660     780     436      52
```

On peut également modifier le sens des intervalles avec l'option `right=FALSE`, et indiquer manuellement les noms des modalités avec `labels` :

```
R> d$age20 <- cut(d$age, c(18, 20, 40, 60, 80, 97), right = FALSE, include.lowes
   t = TRUE)
   table(d$age20)
```

```
[18,20) [20,40) [40,60) [60,80) [80,97]
     48     643     793     454      62
```

```
R> d$age20 <- cut(d$age, c(18, 20, 40, 60, 80, 97), include.lowest = TRUE, label
   s = c("<20ans",
     "21-40 ans", "41-60ans", "61-80ans", ">80ans"))
   table(d$age20)
```

```
    <20ans 21-40 ans  41-60ans  61-80ans    >80ans
        72       660       780       436        52
```

NOTE

L'extension **questionr** propose une interface interactive à la fonction `cut`, nommée `icut`. Elle s'utilise de la manière suivante :

```
R> icut(d, age)
```

RStudio devrait ouvrir une fenêtre semblable à l'image ci-dessous.

Capture d'écran d'icut

Vous pouvez alors indiquer les limites de vos classes ainsi que quelques options complémentaires. Ces limites sont représentées graphiquement sur l'histogramme de la variable d'origine.

L'onglet *Vérification* affiche un tri à plat et un graphique en barres de la nouvelle variable. Une fois le résultat satisfaisant, vous pouvez récupérer le code généré pour l'inclure dans votre script.

L'extension **questionr** propose aussi une fonction `quant.cut` permettant de découper une variable

numérique en un nombre de classes donné ayant des efffectifs semblables. Il suffit de lui passer le nombre de classes en argument :

```
R> d$age6cl <- quant.cut(d$age, 6)
   table(d$age6cl)
```

```
     [18,30)     [30,39)     [39,48) [48,55.667) [55.667,66)     [66,97]
         302         337         350         344         305         362
```

`quant.cut` admet les mêmes autres options que `cut` (`include.lowest` , `right` , `labels` ...).

Regrouper les modalités d'une variable

Pour regrouper les modalités d'une variable qualitative (d'un facteur le plus souvent), on peut utiliser directement l'indexation.

Ainsi, si on veut recoder la variable *qualif* dans une variable *qualif.reg* plus « compacte », on peut utiliser :

```
R> table(d$qualif)
```

```
      Ouvrier specialise         Ouvrier qualifie               Technicien
                     203                      292                       86
 Profession intermediaire                    Cadre                   Employe
                     160                      260                      594
                   Autre
                      58
```

```
R> d$qualif.reg[d$qualif == "Ouvrier specialise"] <- "Ouvrier"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Ouvrier qualifie"] <- "Ouvrier"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Employe"] <- "Employe"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Profession intermediaire"] <- "Intermediaire"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Technicien"] <- "Intermediaire"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Cadre"] <- "Cadre"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Autre"] <- "Autre"
   table(d$qualif.reg)
```

```
        Autre        Cadre      Employe Intermediaire      Ouvrier
```

```
          58          260          594          246          495
```

On aurait pu représenter ce recodage de manière plus compacte, notamment en commençant par copier le contenu de *qualif* dans *qualif.reg*, ce qui permet de ne pas s'occuper de ce qui ne change pas.

Il est cependant nécessaire de ne pas copier *qualif* sous forme de facteur, sinon on ne pourrait ajouter de nouvelles modalités. On copie donc la version caractères de *qualif* grâce à la fonction `as.character` :

```
R> d$qualif.reg <- as.character(d$qualif)
   d$qualif.reg[d$qualif == "Ouvrier specialise"] <- "Ouvrier"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Ouvrier qualifie"] <- "Ouvrier"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Profession intermediaire"] <- "Intermediaire"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Technicien"] <- "Intermediaire"
   table(d$qualif.reg)
```

```
        Autre         Cadre       Employe Intermediaire       Ouvrier
           58           260           594           246           495
```

On peut faire une version encore plus compacte en utilisant l'opérateur logique *ou* (`|`) :

```
R> d$qualif.reg <- as.character(d$qualif)
   d$qualif.reg[d$qualif == "Ouvrier specialise" | d$qualif == "Ouvrier qualifi
   e"] <- "Ouvrier"
   d$qualif.reg[d$qualif == "Profession intermediaire" | d$qualif == "Technicie
   n"] <- "Intermediaire"
   table(d$qualif.reg)
```

```
        Autre         Cadre       Employe Intermediaire       Ouvrier
           58           260           594           246           495
```

Enfin, pour terminer ce petit tour d'horizon, on peut également remplacer l'opérateur `|` par `%in%`, qui peut parfois être plus lisible :

```
R> d$qualif.reg <- as.character(d$qualif)
   d$qualif.reg[d$qualif %in% c("Ouvrier specialise", "Ouvrier qualifie")] <- "Ou
   vrier"
   d$qualif.reg[d$qualif %in% c("Profession intermediaire", "Technicien")] <- "In
   termediaire"
   table(d$qualif.reg)
```

```
        Autre         Cadre       Employe Intermediaire       Ouvrier
```

```
          58          260          594          246          495
```

Dans tous les cas le résultat obtenu est une variable de type caractère. On pourra la convertir en facteur par un simple :

```
R> d$qualif.reg <- factor(d$qualif.reg)
```

Si on souhaite recoder les valeurs manquantes, il suffit de faire appel à la fonction `is.na` :

```
R> table(d$trav.satisf)
```

```
  Satisfaction Insatisfaction      Equilibre
           480            117            451
```

```
R> d$trav.satisf.reg <- as.character(d$trav.satisf)
   d$trav.satisf.reg[is.na(d$trav.satisf)] <- "Manquant"
   table(d$trav.satisf.reg)
```

```
     Equilibre Insatisfaction       Manquant   Satisfaction
           451            117            952            480
```

NOTE

questionr propose une interface interactive pour le recodage d'une variable qualitative (renommage et regroupement de modalités). Cette fonction, nommée `irec`, s'utilise de la manière suivante :

```
R> irec(d, qualif)
```

RStudio va alors ouvrir une fenêtre semblable à l'image ci-dessous :

Capture de irec

Vous pouvez alors sélectionner différentes options, et pour chaque ancienne modalité, indiquer la nouvelle valeur correspondante. Pour regrouper des modalités, il suffit de leur assigner des nouvelles valeurs identiques. Dans tous les cas n'hésitez pas à expérimenter, l'interface se contente de générer du code **R** à copier/coller dans votre script mais ne l'exécute pas, et ne modifie donc jamais vos

données !

L'onglet *Vérification* affiche un tri croisé de l'ancienne et de la nouvelle variable pour vérifier que le recodage est correct. Une fois le résultat satisfaisant, vous pouvez récupérer le code généré dans l'onglet *Code* pour l'inclure dans votre script.

NOTE

Les exemples précédents montrent bien qu'il est parfois malaisé d'utiliser des facteurs lorsque l'on recode des variables. Les vecteurs labellisés sont, quant à eux, plus souples. **Attention :** avec des vecteurs labellisés, on utilisera les valeurs sous-jacentes et non les étiquettes pour écrire des conditions.

```
R> data(fecondite)
   library(labelled)
   describe(femmes$educ)
```

```
[2000 obs.] Niveau d'éducation
labelled double: 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 ...
min: 0 - max: 3 - NAs: 0 (0%) - 4 unique values
4 value labels: [0] aucun [1] primaire [2] secondaire [3] supérieur

                  n     %
[0] aucun      1138  56.9
[1] primaire    460  23.0
[2] secondaire  348  17.4
[3] supérieur    54   2.7
Total          2000 100.0
```

```
R> femmes$educ2 <- 0
   femmes$educ2[femmes$educ >= 2] <- 1
   var_label(femmes$educ2) <- "A atteint un niveau secondaire ou supérieur ?"
   val_labels(femmes$educ2) <- c(non = 0, oui = 1)
   describe(femmes$educ2)
```

```
[2000 obs.] A atteint un niveau secondaire ou supérieur ?
labelled double: 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
min: 0 - max: 1 - NAs: 0 (0%) - 2 unique values
2 value labels: [0] non [1] oui

           n     %
[0] non 1598  79.9
[1] oui  402  20.1
Total   2000 100.0
```

Variables calculées

La création d'une variable numérique à partir de calculs sur une ou plusieurs autres variables numériques se fait très simplement.

Supposons que l'on souhaite calculer une variable indiquant l'écart entre le nombre d'heures passées à regarder la télévision et la moyenne globale de cette variable. On pourrait alors faire :

```
R> range(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1]  0 12
```

```
R> mean(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1] 2.246566
```

```
R> d$ecart.heures.tv <- d$heures.tv - mean(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
   range(d$ecart.heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1] -2.246566  9.753434
```

```
R> mean(d$ecart.heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1] 4.714578e-17
```

Autre exemple tiré du jeu de données `rp99` : si on souhaite calculer le pourcentage d'actifs dans chaque commune, on peut diviser la population active *`pop.act`* par la population totale *`pop.tot`*.

```
R> data("rp99")
   rp99$part.actifs <- rp99$pop.act/rp99$pop.tot * 100
```

Combiner plusieurs variables

La combinaison de plusieurs variables se fait à l'aide des techniques d'indexation déjà décrites précédemment. Le plus compliqué est d'arriver à formuler des conditions parfois complexes de manière

rigoureuse.

On peut ainsi vouloir combiner plusieurs variables qualitatives en une seule :

```
R> d$act.manuelles <- NA
   d$act.manuelles[d$cuisine == "Oui" & d$bricol == "Oui"] <- "Cuisine et Bricola
   ge"
   d$act.manuelles[d$cuisine == "Oui" & d$bricol == "Non"] <- "Cuisine seulement"
   d$act.manuelles[d$cuisine == "Non" & d$bricol == "Oui"] <- "Bricolage seulemen
   t"
   d$act.manuelles[d$cuisine == "Non" & d$bricol == "Non"] <- "Ni cuisine ni bric
   olage"
   table(d$act.manuelles)
```

```
     Bricolage seulement    Cuisine et Bricolage       Cuisine seulement
                     437                     416                     465
 Ni cuisine ni bricolage
                     682
```

On peut également combiner variables qualitatives et variables quantitatives :

```
R> d$age.sexe <- NA
   d$age.sexe[d$sexe == "Homme" & d$age < 40] <- "Homme moins de 40 ans"
   d$age.sexe[d$sexe == "Homme" & d$age >= 40] <- "Homme plus de 40 ans"
   d$age.sexe[d$sexe == "Femme" & d$age < 40] <- "Femme moins de 40 ans"
   d$age.sexe[d$sexe == "Femme" & d$age >= 40] <- "Femme plus de 40 ans"
   table(d$age.sexe)
```

```
 Femme moins de 40 ans  Femme plus de 40 ans Homme moins de 40 ans
                   376                   725                   315
  Homme plus de 40 ans
                   584
```

Les combinaisons de variables un peu complexes nécessitent parfois un petit travail de réflexion. En particulier, l'ordre des commandes de recodage a parfois une influence dans le résultat final.

Pour combiner rapidement plusieurs variables entre elles, on peut aussi avoir recours à la fonction `interaction` qui créra un facteur avec un niveau pour chaque combinaison de modalités des variables sources.

```
R> d$age20.sexe <- interaction(d$sexe, d$age20)
   table(d$age20.sexe)
```

```
   Homme.<20ans    Femme.<20ans Homme.21-40 ans Femme.21-40 ans  Homme.41-60ans
             34              38             291             369             352
 Femme.41-60ans  Homme.61-80ans  Femme.61-80ans    Homme.>80ans    Femme.>80ans
            428             205             231              17              35
```

Variables scores

Une variable score est une variable calculée en additionnant des poids accordés aux modalités d'une série de variables qualitatives.

Pour prendre un exemple tout à fait arbitraire, imaginons que nous souhaitons calculer un score d'activités extérieures. Dans ce score on considère que le fait d'aller au cinéma « pèse » 10, celui de pêcher ou chasser vaut 30 et celui de faire du sport vaut 20. On pourrait alors calculer notre score de la manière suivante :

```
R> d$score.ext <- 0
   d$score.ext[d$cinema == "Oui"] <- d$score.ext[d$cinema == "Oui"] + 10
   d$score.ext[d$peche.chasse == "Oui"] <- d$score.ext[d$peche.chasse == "Oui"]
   + 30
   d$score.ext[d$sport == "Oui"] <- d$score.ext[d$sport == "Oui"] + 20
   table(d$score.ext)
```

```
   0  10  20  30  40  50  60
 800 342 229 509  31  41  48
```

Cette notation étant un peu lourde, on peut l'alléger un peu en utilisant la fonction `ifelse`. Celle-ci prend en argument une condition et deux valeurs. Si la condition est vraie elle retourne la première valeur, sinon elle retourne la seconde.

```
R> d$score.ext <- 0
   d$score.ext <- ifelse(d$cinema == "Oui", 10, 0) + ifelse(d$peche.chasse == "Ou
   i",
     30, 0) + ifelse(d$sport == "Oui", 20, 0)
   table(d$score.ext)
```

```
   0  10  20  30  40  50  60
 800 342 229 509  31  41  48
```

Vérification des recodages

Il est très important de vérifier, notamment après les recodages les plus complexes, qu'on a bien obtenu le résultat escompté. Les deux points les plus sensibles étant les valeurs manquantes et les erreurs dans les conditions.

Pour vérifier tout cela, le plus simple est sans doute de faire des tableaux croisés entre la variable recodée et celles ayant servi au recodage, à l'aide des fonctions `table` ou `xtabs`, et de vérifier le nombre de valeurs manquantes dans la variable recodée avec `summary`, `freq` ou `table`.

Par exemple :

```
R> d$act.manuelles <- NA
   d$act.manuelles[d$cuisine == "Oui" & d$bricol == "Oui"] <- "Cuisine et Bricola
   ge"
   d$act.manuelles[d$cuisine == "Oui" & d$bricol == "Non"] <- "Cuisine seulement"
   d$act.manuelles[d$cuisine == "Non" & d$bricol == "Oui"] <- "Bricolage seulemen
   t"
   d$act.manuelles[d$cuisine == "Non" & d$bricol == "Non"] <- "Ni cuisine ni bric
   olage"
   table(d$act.manuelles, d$cuisine)
```

```
                          Non Oui
   Bricolage seulement     437   0
   Cuisine et Bricolage      0 416
   Cuisine seulement         0 465
   Ni cuisine ni bricolage 682   0
```

```
R> table(d$act.manuelles, d$bricol)
```

```
                          Non Oui
   Bricolage seulement       0 437
   Cuisine et Bricolage      0 416
   Cuisine seulement       465   0
   Ni cuisine ni bricolage 682   0
```

Recodage et data.table

Nous aborderons dans un prochain chapitre, page 197 l'extension data.table qui étend les tableaux de données et modifie complètement la syntaxe utilisée entre les crochets. Elle nécessite un petit temps d'adaptation mais, une fois maîtrisée, elle facile le quotidien lorsqu'il s'agit de manipuler et recoder les données. Ci-dessous, un petit avant-goût, reprenons quelques exemples précédents. La syntaxe de data.table sera explicitée en détail dans le chapitre dédié, page 197.

```
R> library(data.table)
   dt <- data.table(hdv2003)

   dt[, score.ext := 0]
   dt[cinema == "Oui", score.ext := score.ext + 10]
   dt[peche.chasse == "Oui", score.ext := score.ext + 30]
   dt[sport == "Oui", score.ext := score.ext + 20]
   table(dt$score.ext)
```

```
   0  10  20  30  40  50  60
 800 342 229 509  31  41  48
```

```
R> dt[cuisine == "Oui" & bricol == "Oui", act.manuelles := "Cuisine et Bricolag
   e"]
   dt[cuisine == "Oui" & bricol == "Non", act.manuelles := "Cuisine seulement"]
   dt[cuisine == "Non" & bricol == "Oui", act.manuelles := "Bricolage seulement"]
   dt[cuisine == "Non" & bricol == "Non", act.manuelles := "Ni cuisine ni bricola
   ge"]
   table(dt$act.manuelles)
```

```
     Bricolage seulement    Cuisine et Bricolage       Cuisine seulement
                     437                     416                     465
 Ni cuisine ni bricolage
                     682
```

Où trouver de l'aide ?

Aide en ligne 165
Aide sur une fonction 166
Naviguer dans l'aide 167
Ressources sur le Web 167
Moteur de recherche 167
Aide en ligne 168
Ressources officielles 168
Revue 170
Ressources francophones 170
RStudio 170
Antisèches (cheatsheet) 171
Où poser des questions ? 171
Les forums d'analyse-R 171
Liste R-soc 171
StackOverflow 172
Forum Web en français 172
Canaux IRC (chat) 172
Listes de discussion officielles 173

NOTE

La version originale de ce chapitre a été écrite par Julien Barnier dans le cadre du support de cours Introduction à R.

Aide en ligne

R dispose d'une aide en ligne très complète, mais dont l'usage n'est pas forcément très simple. D'une part car elle est intégralement en anglais, d'autre part car son organisation prend un certain temps à être maîtrisée.

Aide sur une fonction

La fonction la plus utile est sans doute `help` (ou son équivalent `?`) qui permet d'afficher la page d'aide liée à une ou plusieurs fonctions. Celle-ci permet de lister les arguments de la fonction, d'avoir des informations détaillées sur son fonctionnement, les résultats qu'elle retourne, etc.

Pour accéder à l'aide de la fonction `mean`, par exemple, il vous suffit de saisir directement :

```
R> ?mean
```

ou bien

```
R> help("mean")
```

Sous **RStudio**, la page d'aide correspondante s'affichera sous l'onglet *Help* dans le quadrant inférieur droit.

Chaque page d'aide comprend plusieurs sections, en particulier :

Section	Contenu
Description	donne un résumé en une phrase de ce que fait la fonction
Usage	indique la ou les manières de l'utiliser
Arguments	détaille tous les arguments possibles et leur signification
Value	indique la forme du résultat renvoyé par la fonction
Details	apporte des précisions sur le fonctionnement de la fonction
Note	pour des remarques éventuelles
References	pour des références bibliographiques ou des URL associées
See Also	très utile, renvoie vers d'autres fonctions semblables ou liées, ce qui peut être très utile pour découvrir ou retrouver une fonction dont on a oublié le nom
Examples	série d'exemples d'utilisation

Les exemples peuvent être directement exécutés en utilisant la fonction `example` :

```
R> example(mean)
```

```
mean> x <- c(0:10, 50)
```

```
mean> xm <- mean(x)

mean> c(xm, mean(x, trim = 0.10))
[1] 8.75 5.50
```

Naviguer dans l'aide

La fonction `help.start` permet d'afficher le sommaire de l'aide en ligne. Saisissez simplement :

```
R> help.start()
```

Si vous souhaitez rechercher quelque chose dans le contenu de l'aide, vous pouvez utiliser la fonction `help.search` (ou `??` qui est équivalente) qui renvoie une liste des pages d'aide contenant les termes recherchés.

Par exemple :

```
R> help.search("logistic")
```

ou

```
R> ??logistic
```

pour rechercher les pages de l'aide qui contiennent le terme *logistic*.

Ressources sur le Web

De nombreuses ressources existent en ligne, mais la plupart sont en anglais.

Moteur de recherche

Le fait que le logiciel s'appelle **R** ne facilite malheureusement pas les recherches sur le Web… La solution à ce problème a été trouvée grâce à la constitution d'un moteur de recherche *ad hoc* à partir de **Google**, nommé **Rseek** :
http://www.rseek.org/.

Les requêtes saisies dans **Rseek** sont exécutées dans des corpus prédéfinis liés à **R**, notamment les documents et manuels, les listes de discussion ou le code source du programme.

Les requêtes devront cependant être formulées en anglais.

Aide en ligne

Le site **R documentation** propose un accès clair et rapide à la documentation de **R** et des extensions hébergées sur le **CRAN** (ainsi que certaines extensions hébergées sur **GitHub**). Il permet notamment de rechercher et naviguer facilement entre les pages des différentes fonctions :
http://www.rdocumentation.org/.

Ressources officielles

La documentation officielle de **R** est accessible en ligne depuis le site du projet :
http://www.r-project.org/.

Les liens de l'entrée *Documentation* du menu de gauche vous permettent d'accéder à différentes ressources.

Manuels

Les *manuels* sont des documents complets de présentation de certains aspects de **R**. Ils sont accessibles en ligne, ou téléchargeables au format **PDF** :
http://cran.r-project.org/manuals.html.

On notera plus particulièrement *An introduction to R*, normalement destiné aux débutants, mais qui nécessite quand même un minimum d'aisance en informatique et en statistiques :
http://cran.r-project.org/doc/manuals/R-intro.html.

R Data Import/Export explique notamment comment importer des données depuis d'autres logiciels :
http://cran.r-project.org/doc/manuals/R-data.html.

FAQ

Les *FAQ* (*frequently asked questions*) regroupent des questions fréquemment posées et leurs réponses. À lire donc ou, au moins, à parcourir avant toute chose :
http://cran.r-project.org/faqs.html.

La FAQ la plus utile est la FAQ généraliste sur **R** :
http://cran.r-project.org/doc/FAQ/R-FAQ.html.

Mais il existe également une FAQ dédiée aux questions liées à **Windows** et une autre à la plateforme **Mac OS X**.

NOTE

Les manuels et les FAQ sont accessibles même si vous n'avez pas d'accès à Internet en utilisant la fonction `help.start` décrite précédemment.

R-announce

R-announce est la liste de diffusion électronique officielle du projet. Elle ne comporte qu'un nombre réduit de messages (quelques-uns par mois tout au plus) et diffuse les annonces concernant de nouvelles versions de R ou d'autres informations particulièrement importantes. On peut s'y abonner à l'adresse suivante :
https://stat.ethz.ch/mailman/listinfo/r-announce

R Journal

R Journal est la « revue » officielle du projet **R**, qui a succédé début 2009 à la lettre de nouvelles **R News**. Elle paraît entre deux et cinq fois par an et contient des informations sur les nouvelles versions du logiciel, des articles présentant des extensions, des exemples d'analyse… Les parutions sont annoncées sur la liste de diffusion **R-announce** et les numéros sont téléchargeables à l'adresse suivante :
http://journal.r-project.org/.

Autres documents

On trouvera de nombreux documents dans différentes langues, en général au format **PDF**, dans le répertoire suivant :
http://cran.r-project.org/doc/contrib/.

Parmi ceux-ci, les cartes de référence peuvent être très utiles, ce sont des aides-mémoire recensant les fonctions les plus courantes :
http://cran.r-project.org/doc/contrib/Short-refcard.pdf

On notera également un document d'introduction en anglais progressif et s'appuyant sur des méthodes statistiques relativement simples :
http://cran.r-project.org/doc/contrib/Verzani-SimpleR.pdf

Pour les utilisateurs déjà habitués à **SAS** ou **SPSS**, le livre *R for SAS and SPSS Users* et le document gratuit qui en est tiré peuvent être de bonnes ressources, tout comme le site web **Quick-R** :
http://rforsasandspssusers.com/ et http://www.statmethods.net/.

Revue

La revue *Journal of Statistical Software* est une revue électronique anglophone, dont les articles sont en accès libre, et qui traite de l'utilisation de logiciels d'analyse de données dans un grand nombre de domaines. De nombreux articles (la majorité) sont consacrés à **R** et à la présentation d'extensions plus ou moins spécialisées.

Les articles qui y sont publiés prennent souvent la forme de tutoriels plus ou moins accessibles mais qui fournissent souvent une bonne introduction et une ressource riche en informations et en liens.

Adresse de la revue :
http://www.jstatsoft.org/

Ressources francophones

Il existe des ressources en français sur l'utilisation de **R**, mais peu sont réellement destinées aux débutants, elles nécessitent en général des bases à la fois en informatique et en statistique.

Le document le plus abordable et le plus complet est sans doute *R pour les débutants*, d'Emmanuel Paradis, accessible au format **PDF** :
http://cran.r-project.org/doc/contrib/Paradis-rdebuts_fr.pdf.

La somme de documentation en français la plus importante liée à **R** est sans nulle doute celle mise à disposition par le Pôle bioinformatique lyonnais. Leur site propose des cours complets de statistique utilisant **R** :
http://pbil.univ-lyon1.fr/R/enseignement.html.

La plupart des documents sont assez pointus niveau mathématique et plutôt orientés biostatistique, mais on trouvera des documents plus introductifs ici :
http://pbil.univ-lyon1.fr/R/html/cours1.

Dans tous les cas la somme de travail et de connaissances mise à disposition librement est impressionnante… Enfin, le site de Vincent Zoonekynd (http://zoonek2.free.fr/UNIX/48_R_2004/all.html) comprend de nombreuses notes prises au cours de sa découverte du logiciel. On notera cependant que l'auteur est normalien et docteur en mathématiques…

RStudio

La documentation officielle de **RStudio** est disponible sur https://support.rstudio.com (catégorie *Documentation* disponible en milieu de page).

Antisèches (cheatsheet)

On peut trouver un peu partout sur internet des antisèches (*cheatsheets* en anglais) qui sont en général un fichier **PDF** résumant les principales fonctions d'une extension ou d'une problématique donnée. Ces antisèches peuvent être imprimées afin de les avoir facilement à porter de main.

Pour les trouver, il suffit d'effectuer une recherche **Google** avec les mots-clés `R cheatsheet` ou `<pkg> cheatsheet` en remplacant `<pkg>` par le nom du package qui nous intéresse.

Où poser des questions ?

La communauté des utilisateurs de **R** est très active et en général très contente de pouvoir répondre aux questions (nombreuses) des débutants et à celles (tout aussi nombreuses) des utilisateurs plus expérimentés. Dans tous les cas, les règles de base à respecter avant de poser une question sont toujours les mêmes : avoir cherché soi-même la réponse auparavant, notamment dans les FAQ et dans l'aide en ligne, et poser sa question de la manière la plus claire possible, de préférence avec un exemple de code posant problème.

Les forums d'analyse-R

En premier lieu (autopromotion oblige), chaque chapitre du site d'**analyse-R** (http://larmarange.github.io/analyse-R/) comporte en bas de page une fonctionnalité permettant de laisser des commentaires. On peut donc y poser une question en lien avec le chapitre concerné.

Liste R-soc

Une liste de discussion a été créée spécialement pour permettre aide et échanges autour de l'utilisation de **R** en sciences sociales. Elle est hébergée par RENATER et on peut s'y abonner à l'adresse suivante : https://groupes.renater.fr/sympa/subscribe/r-soc.

Grâce aux services offerts par le site **gmane.org**, la liste est également disponible sous d'autres formes (forum Web, blog, **NNTP**, flux **RSS**) permettant de lire et de poster sans avoir à s'inscrire et à recevoir les messages sous forme de courrier électronique. Pour plus d'informations : http://dir.gmane.org/gmane.comp.lang.r.user.french.

StackOverflow

Le site **StackOverflow** (qui fait partie de la famille des sites **StackExchange**) comprend une section (anglophone) dédiée à **R** qui permet de poser des questions et en général d'obtenir des réponses assez rapidement :
http://stackoverflow.com/questions/tagged/r.

La première chose à faire, évidemment, est de vérifier que sa question n'a pas déjà été posée.

Forum Web en français

Le Cirad a mis en ligne un forum dédié aux utilisateurs de **R**, très actif :
http://forums.cirad.fr/logiciel-R/index.php.

Les questions diverses et variées peuvent être posées dans la rubrique *Questions en cours* :
http://forums.cirad.fr/logiciel-R/viewforum.php?f=3.

Il est tout de même conseillé de faire une recherche rapide sur le forum avant de poser une question, pour voir si la réponse ne s'y trouverait pas déjà.

Canaux IRC (chat)

L'**IRC**, ou *Internet Relay Chat* est le vénérable ancêtre toujours très actif des messageries instantanées actuelles. Un canal (en anglais) est notamment dédié aux échanges autour de **R** (`#R`).

Si vous avez déjà l'habitude d'utiliser **IRC**, il vous suffit de pointer votre client préféré sur **Freenode** (`irc.freenode.net`) puis de rejoindre l'un des canaux en question.

Sinon, le plus simple est certainement d'utiliser l'interface web de **Mibbit**, accessible à l'adresse http://www.mibbit.com/.

Dans le champ *Connect to IRC*, sélectionnez *Freenode.net*, puis saisissez un pseudonyme dans le champ *Nick* et `#R` dans le champ *Channel*. Vous pourrez alors discuter directement avec les personnes présentes.

Le canal #R est normalement peuplé de personnes qui seront très heureuses de répondre à toutes les questions, et en général l'ambiance y est très bonne. Une fois votre question posée, n'hésitez pas à être patient et à attendre quelques minutes, voire quelques heures, le temps qu'un des habitués vienne y faire un tour.

Listes de discussion officielles

La liste de discussion d'entraide (par courrier électronique) officielle du logiciel **R** s'appelle **R-help**. On peut s'y abonner à l'adresse suivante, mais il s'agit d'une liste avec de nombreux messages :
https://stat.ethz.ch/mailman/listinfo/r-help.

Pour une consultation ou un envoi ponctuels, le mieux est sans doute d'utiliser les interfaces Web fournies par **gmane.org** :
http://blog.gmane.org/gmane.comp.lang.r.general.

R-help est une liste avec de nombreux messages, suivie par des spécialistes de **R**, dont certains des développeurs principaux. Elle est cependant à réserver aux questions particulièrement techniques qui n'ont pas trouvé de réponses par d'autres biais.

Dans tous les cas, il est nécessaire avant de poster sur cette liste de bien avoir pris connaissance du *posting guide* correspondant :
http://www.r-project.org/posting-guide.html.

Plusieurs autres listes plus spécialisées existent également, elles sont listées à l'adresse suivante :
http://www.r-project.org/mail.html.

Visualiser ses données

Inspection visuelle des données 175
summary 177
str 179
glimpse (dplyr) 180
lookfor (questionr) 181
describe (questionr) 182
skim (skimr) 188
create_report (DataExplorer) 191
makeCodebook (dataMaid) 191

Au fil des différents chapitres, nous avons abordé diverses fonctions utiles au quotidien et permettant de visualiser ses données. Ce chapitre se propose de les regrouper.

Chargeons tout d'abord quelques fichiers de données à titre d'exemple.

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   data(rp99)
   data(fecondite)
```

Inspection visuelle des données

La particularité de **R** par rapport à d'autres logiciels comme **Modalisa** ou **SPSS** est de ne pas proposer, par défaut, de vue des données sous forme de tableau. Ceci peut parfois être un peu déstabilisant dans les premiers temps d'utilisation, même si l'on perd vite l'habitude et qu'on finit par se rendre compte que « voir » les données n'est pas forcément un gage de productivité ou de rigueur dans le traitement.

Néanmoins, **R** propose une interface permettant de visualiser le contenu d'un tableau de données à l'aide de la fonction `View` :

```
R> View(hdv2003)
```

Sous **RStudio**, on peut aussi afficher la visionneusee (*viewer*) en cliquant sur la petite icône en forme de tableau située à droite de la ligne d'un tableau de données dans l'onglet *Environment* du quadrant supérieur droit (cf. figure ci-après).

Figure 1. Icône pour afficher une vue du contenu d'un tableau

Dans tous les cas, **RStudio** lancera le *viewer* dans un onglet dédié dans le quadrant supérieur gauche. Le visualiseur de **RStudio** est plus avancé que celui-de base fournit par **R**. Il est possible de trier les données selon une variable en cliquant sur le nom de cette dernière. Il y a également un champs de recherche et un bouton *Filter* donnant accès à des options de filtrage avancées.

Untitled1* | d

Filter

	id	age	sexe	nivetud	poids	occup	qualif	freres.soeurs	clso
1	1	28	Femme	Enseignement superieur y compris technique superieur	2634.3982	Exerce une profession	Employe	8	Oui
2	2	23	Femme	NA	9738.3958	Etudiant, eleve	NA	2	Oui
3	3	59	Homme	Derniere annee d'etudes primaires	3994.1025	Exerce une profession	Technicien	2	Non
4	4	34	Homme	Enseignement superieur y compris technique superieur	5731.6615	Exerce une profession	Technicien	1	Non
5	5	71	Femme	Derniere annee d'etudes primaires	4329.0940	Retraite	Employe	0	Oui
6	6	35	Femme	Enseignement technique ou professionnel court	8674.6994	Exerce une profession	Employe	5	Non
7	7	60	Femme	Derniere annee d'etudes primaires	6165.8035	Au foyer	Ouvrier qualifie	1	Oui
8	8	47	Homme	Enseignement technique ou professionnel court	12891.6408	Exerce une profession	Ouvrier qualifie	5	Non
9	9	20	Femme	NA	7808.8721	Etudiant, eleve	NA	4	Oui
10	10	28	Homme	Enseignement technique ou professionnel long	2277.1605	Exerce une profession	Autre	2	Non
11	11	65	Femme	Enseignement superieur y compris technique superieur	704.3227	Retraite	Employe	3	Oui
12	12	47	Homme	2eme cycle	6697.8682	Exerce une profession	Ouvrier qualifie	4	Oui
13	13	63	Femme	Derniere annee d'etudes primaires	7118.4659	Retraite	Employe	1	Oui
14	14	67	Femme	Enseignement technique ou professionnel court	586.7714	Exerce une profession	NA	5	Oui
15	15	76	Femme	A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes ...	11042.0774	Retraite	NA	2	Oui
16	16	49	Femme	Enseignement technique ou professionnel court	9958.2287	Exerce une profession	Employe	3	Non
17	17	62	Homme	Enseignement superieur y compris technique superieur	4836.1393	Retraite	Cadre	4	Non

Showing 1 to 18 of 2,000 entries

Figure 2. La visionneuse de données de RStudio

summary

La fonction `summary` permet d'avoir une vue résumée d'une variable. Elle s'applique à tout type d'objets (y compris un tableau de données entier) et s'adapte à celui-ci.

```
R> summary(hdv2003$age)
```

```
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max. 
  18.00   35.00   48.00   48.16   60.00   97.00 
```

```
R> summary(hdv2003$qualif)
```

```
      Ouvrier specialise        Ouvrier qualifie               Technicien 
                     203                     292                       86 
Profession intermediaire                   Cadre                   Employe 
                     160                     260                      594 
                   Autre                    NA's 
                      58                     347 
```

```
R> summary(hdv2003)
```

```
      id              age           sexe
 Min.   :   1.0   Min.   :18.00   Homme: 899
 1st Qu.: 500.8   1st Qu.:35.00   Femme:1101
 Median :1000.5   Median :48.00
 Mean   :1000.5   Mean   :48.16
 3rd Qu.:1500.2   3rd Qu.:60.00
 Max.   :2000.0   Max.   :97.00

                                                   nivetud        poids
 Enseignement technique ou professionnel court       :463   Min.   :   78.08
 Enseignement superieur y compris technique superieur:441   1st Qu.: 2221.82
 Derniere annee d'etudes primaires                   :341   Median : 4631.19
 1er cycle                                           :204   Mean   : 5535.61
 2eme cycle                                          :183   3rd Qu.: 7626.53
 (Other)                                             :256   Max.   :31092.14
 NA's                                                :112
                  occup                            qualif    freres.soeurs
 Exerce une profession:1049   Employe                 :594   Min.   : 0.000
 Chomeur              : 134   Ouvrier qualifie        :292   1st Qu.: 1.000
 Etudiant, eleve      :  94   Cadre                   :260   Median : 2.000
 Retraite             : 392   Ouvrier specialise      :203   Mean   : 3.283
 Retire des affaires  :  77   Profession intermediaire:160   3rd Qu.: 5.000
 Au foyer             : 171   (Other)                 :144   Max.   :22.000
 Autre inactif        :  83   NA's                    :347
         clso                                 relig
 Oui        : 936   Pratiquant regulier        :266
 Non        :1037   Pratiquant occasionnel     :442
 Ne sait pas:  27   Appartenance sans pratique :760
                    Ni croyance ni appartenance:399
                    Rejet                      : 93
                    NSP ou NVPR                : 40

                        trav.imp           trav.satisf  hard.rock  lecture.bd
 Le plus important           : 29   Satisfaction  :480   Non:1986   Non:1953
 Aussi important que le reste:259   Insatisfaction:117   Oui:  14   Oui:  47
 Moins important que le reste:708   Equilibre     :451
 Peu important               : 52   NA's          :952
 NA's                        :952


 peche.chasse cuisine    bricol     cinema     sport        heures.tv
 Non:1776     Non:1119   Non:1147   Non:1174   Non:1277   Min.   : 0.000
 Oui: 224     Oui: 881   Oui: 853   Oui: 826   Oui: 723   1st Qu.: 1.000
                                                           Median : 2.000
```

```
                                                          Mean   : 2.247
                                                          3rd Qu.: 3.000
                                                          Max.   :12.000
                                                          NA's   :5
```

str

La fonction `str` est plus complète que `names`. Elle liste les différentes variables, indique leur type et donne le cas échéant des informations supplémentaires ainsi qu'un échantillon des premières valeurs prises par cette variable :

```
R> str(hdv2003)
```

```
'data.frame':   2000 obs. of  20 variables:
 $ id           : int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ age          : int  28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
 $ sexe         : Factor w/ 2 levels "Homme","Femme": 2 2 1 1 2 2 2 1 2 1 ...
 $ nivetud      : Factor w/ 8 levels "N'a jamais fait d'etudes",..: 8 NA 3 8 3
6 3 6 NA 7 ...
 $ poids        : num  2634 9738 3994 5732 4329 ...
 $ occup        : Factor w/ 7 levels "Exerce une profession",..: 1 3 1 1 4 1 6
1 3 1 ...
 $ qualif       : Factor w/ 7 levels "Ouvrier specialise",..: 6 NA 3 3 6 6 2 2 N
A 7 ...
 $ freres.soeurs: int  8 2 2 1 0 5 1 5 4 2 ...
 $ clso         : Factor w/ 3 levels "Oui","Non","Ne sait pas": 1 1 2 2 1 2 1 2
1 2 ...
 $ relig        : Factor w/ 6 levels "Pratiquant regulier",..: 4 4 4 3 1 4 3 4
3 2 ...
 $ trav.imp     : Factor w/ 4 levels "Le plus important",..: 4 NA 2 3 NA 1 NA 4
NA 3 ...
 $ trav.satisf  : Factor w/ 3 levels "Satisfaction",..: 2 NA 3 1 NA 3 NA 2 NA 1
...
 $ hard.rock    : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ lecture.bd   : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
 $ peche.chasse : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 ...
 $ cuisine      : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 2 1 1 2 1 1 2 2 1 1 ...
 $ bricol       : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 ...
 $ cinema       : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 2 1 2 1 2 1 1 2 2 ...
 $ sport        : Factor w/ 2 levels "Non","Oui": 1 2 2 2 1 2 1 1 1 2 ...
 $ heures.tv    : num  0 1 0 2 3 2 2.9 1 2 2 ...
```

IMPORTANT

La fonction `str` est essentielle à connaître et peut s'appliquer à n'importe quel type d'objet. C'est un excellent moyen de connaître en détail la structure d'un objet. Cependant, les résultats peuvent être parfois trop détaillés et on lui priviligiera dans certains cas les fonctions suivantes.

glimpse (dplyr)

L'extension **dplyr** (voir le chapitre dédié, page 193), propose une fonction `glimpse` (ce qui signifie «aperçu» en anglais) qui permet de visualiser rapidement et de manière condensée le contenu d'un tableau de données.

```
R> library(dplyr)
   glimpse(hdv2003)
```

```
Observations: 2,000
Variables: 20
$ id            <int> 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16...
$ age           <int> 28, 23, 59, 34, 71, 35, 60, 47, 20, 28, 65, 47, 63, 6...
$ sexe          <fct> Femme, Femme, Homme, Homme, Femme, Femme, Femme, Homm...
$ nivetud       <fct> Enseignement superieur y compris technique superieur,...
$ poids         <dbl> 2634.3982, 9738.3958, 3994.1025, 5731.6615, 4329.0940...
$ occup         <fct> Exerce une profession, Etudiant, eleve, Exerce une pr...
$ qualif        <fct> Employe, NA, Technicien, Technicien, Employe, Employe...
$ freres.soeurs <int> 8, 2, 2, 1, 0, 5, 1, 5, 4, 2, 3, 4, 1, 5, 2, 3, 4, 0,...
$ clso          <fct> Oui, Oui, Non, Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui...
$ relig         <fct> Ni croyance ni appartenance, Ni croyance ni appartena...
$ trav.imp      <fct> Peu important, NA, Aussi important que le reste, Moin...
$ trav.satisf   <fct> Insatisfaction, NA, Equilibre, Satisfaction, NA, Equi...
$ hard.rock     <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non...
$ lecture.bd    <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non...
$ peche.chasse  <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Oui, Oui, Non, Non, Non...
$ cuisine       <fct> Oui, Non, Non, Oui, Non, Non, Oui, Oui, Non, Non, Oui...
$ bricol        <fct> Non, Non, Non, Oui, Non, Non, Non, Oui, Non, Non, Oui...
$ cinema        <fct> Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, Non, Non, Oui, Oui, Oui...
$ sport         <fct> Non, Oui, Oui, Oui, Non, Oui, Non, Non, Non, Oui, Non...
$ heures.tv     <dbl> 0.0, 1.0, 0.0, 2.0, 3.0, 2.0, 2.9, 1.0, 2.0, 2.0, 1.0...
```

lookfor (questionr)

L'extension **questionr** propose une fonction `lookfor`, inspirée de Stata, qui permet de lister les différentes variables d'un fichier de données :

```
R> lookfor(hdv2003)
```

```
        variable
1             id
2            age
3           sexe
4        nivetud
5          poids
6          occup
7         qualif
8  freres.soeurs
9           clso
10         relig
11      trav.imp
12   trav.satisf
13     hard.rock
14    lecture.bd
15  peche.chasse
16       cuisine
17        bricol
18        cinema
19         sport
20     heures.tv
```

Lorsque l'on a un gros tableau de données avec de nombreuses variables, il peut être difficile de retrouver la ou les variables d'intérêt. Il est possible d'indiquer à `lookfor` un mot-clé pour limiter la recherche. Par exemple :

```
R> lookfor(hdv2003, "trav")
```

```
      variable
11    trav.imp
12 trav.satisf
```

Il est à noter que si la recherche n'est pas sensible à la casse (i.e. aux majuscules et aux minuscules), elle est sensible aux accents. Il est aussi possible de fournir plusieurs expressions de recherche.

La fonction `lookfor` est par ailleurs compatible avec les étiquettes de variable de l'extension **labelled**, les étiquettes étant prise en compte dans la recherche d'une variable.

```
R> lookfor(femmes, "rés")
```

```
  variable               label
7   milieu Milieu de résidence
8   region Région de résidence
```

```
R> lookfor(femmes, "rés", "nb")
```

```
       variable                  label
7        milieu    Milieu de résidence
8        region    Région de résidence
16 nb_enf_ideal Nombre idéal d'enfants
```

Enfin, il est possible d'afficher plus de détails avec l'option `detailed = TRUE`.

```
R> lookfor(femmes, "rés", details = TRUE)
```

```
  variable               label    class   type levels
7   milieu Milieu de résidence labelled double
8   region Région de résidence labelled double
                          value_labels unique_values n_na na_values na_range
7                [1] urbain; [2] rural             2    0
8 [1] Nord; [2] Est; [3] Sud; [4] Ouest             4    0
```

À noter, le résultats renvoyé par `lookfor` est un tableau de données qui peut ensuite être aisément manipulé.

describe (questionr)

L'extension **questionr** fournit également une fonction bien pratique pour décrire les différentes variables d'un tableau de données. Il s'agit de `describe`. Faisons de suite un essai :

```
R> describe(hdv2003)
```

```
[2000 obs. x 20 variables] tbl_df tbl data.frame
```

```
$id:
integer: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
min: 1 - max: 2000 - NAs: 0 (0%) - 2000 unique values

$age:
integer: 28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
min: 18 - max: 97 - NAs: 0 (0%) - 78 unique values

$sexe:
nominal factor: "Femme" "Femme" "Homme" "Homme" "Femme" "Femme" "Femme" "Homme"
"Femme" "Homme" ...
2 levels: Homme | Femme
NAs: 0 (0%)

$nivetud:
nominal factor: "Enseignement superieur y compris technique superieur" NA "Derni
ere annee d'etudes primaires" "Enseignement superieur y compris technique superi
eur" "Derniere annee d'etudes primaires" "Enseignement technique ou professionne
l court" "Derniere annee d'etudes primaires" "Enseignement technique ou professi
onnel court" NA "Enseignement technique ou professionnel long" ...
8 levels: N'a jamais fait d'etudes | A arrete ses etudes, avant la derniere anne
e d'etudes primaires | Derniere annee d'etudes primaires | 1er cycle | 2eme cycl
e | Enseignement technique ou professionnel court | Enseignement technique ou pr
ofessionnel long | Enseignement superieur y compris technique superieur
NAs: 112 (0.1%)

$poids:
numeric: 2634.3982157 9738.3957759 3994.1024587 5731.6615081 4329.0940022 8674.6
993828 6165.8034861 12891.640759 7808.8720636 2277.160471 ...
min: 78.0783403 - max: 31092.14132 - NAs: 0 (0%) - 1877 unique values

$occup:
nominal factor: "Exerce une profession" "Etudiant, eleve" "Exerce une professio
n" "Exerce une profession" "Retraite" "Exerce une profession" "Au foyer" "Exerc
e une profession" "Etudiant, eleve" "Exerce une profession" ...
7 levels: Exerce une profession | Chomeur | Etudiant, eleve | Retraite | Retire
des affaires | Au foyer | Autre inactif
NAs: 0 (0%)

$qualif:
nominal factor: "Employe" NA "Technicien" "Technicien" "Employe" "Employe" "Ouvr
ier qualifie" "Ouvrier qualifie" NA "Autre" ...
7 levels: Ouvrier specialise | Ouvrier qualifie | Technicien | Profession interm
ediaire | Cadre | Employe | Autre
NAs: 347 (0.2%)

$freres.soeurs:
```

```
integer: 8 2 2 1 0 5 1 5 4 2 ...
min: 0 - max: 22 - NAs: 0 (0%) - 19 unique values

$clso:
nominal factor: "Oui" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" ...
3 levels: Oui | Non | Ne sait pas
NAs: 0 (0%)

$relig:
nominal factor: "Ni croyance ni appartenance" "Ni croyance ni appartenance" "Ni
croyance ni appartenance" "Appartenance sans pratique" "Pratiquant regulier" "N
i croyance ni appartenance" "Appartenance sans pratique" "Ni croyance ni apparte
nance" "Appartenance sans pratique" "Pratiquant occasionnel" ...
6 levels: Pratiquant regulier | Pratiquant occasionnel | Appartenance sans prati
que | Ni croyance ni appartenance | Rejet | NSP ou NVPR
NAs: 0 (0%)

$trav.imp:
nominal factor: "Peu important" NA "Aussi important que le reste" "Moins importa
nt que le reste" NA "Le plus important" NA "Peu important" NA "Moins important q
ue le reste" ...
4 levels: Le plus important | Aussi important que le reste | Moins important qu
e le reste | Peu important
NAs: 952 (0.5%)

$trav.satisf:
nominal factor: "Insatisfaction" NA "Equilibre" "Satisfaction" NA "Equilibre" N
A "Insatisfaction" NA "Satisfaction" ...
3 levels: Satisfaction | Insatisfaction | Equilibre
NAs: 952 (0.5%)

$hard.rock:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$lecture.bd:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$peche.chasse:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Non" "Oui" "Oui" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$cuisine:
```

```
nominal factor: "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Oui" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$bricol:
nominal factor: "Non" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Non" "Oui" "Non" "Non" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$cinema:
nominal factor: "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Oui" "Oui" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$sport:
nominal factor: "Non" "Oui" "Oui" "Oui" "Non" "Oui" "Non" "Non" "Non" "Oui" ...
2 levels: Non | Oui
NAs: 0 (0%)

$heures.tv:
numeric: 0 1 0 2 3 2 2.9 1 2 2 ...
min: 0 - max: 12 - NAs: 5 (0%) - 30 unique values
```

Comme on le voit sur cet exemple, `describe` nous affiche le type des variables, les premières valeurs de chacune, le nombre de valeurs manquantes, le nombre de valeurs différentes (uniques) ainsi que quelques autres informations suivant le type de variables.

Il est possible de restreindre l'affichage à seulement quelques variables en indiquant le nom de ces dernières ou une expression de recherche (comme avec `lookfor`).

```
R> describe(hdv2003, "age", "trav")
```

```
[2000 obs. x 20 variables] tbl_df tbl data.frame

$age:
integer: 28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
min: 18 - max: 97 - NAs: 0 (0%) - 78 unique values

$trav.imp:
nominal factor: "Peu important" NA "Aussi important que le reste" "Moins importa
nt que le reste" NA "Le plus important" NA "Peu important" NA "Moins important q
ue le reste" ...
4 levels: Le plus important | Aussi important que le reste | Moins important qu
e le reste | Peu important
NAs: 952 (0.5%)
```

```
$trav.satisf:
nominal factor: "Insatisfaction" NA "Equilibre" "Satisfaction" NA "Equilibre" N
A "Insatisfaction" NA "Satisfaction" ...
3 levels: Satisfaction | Insatisfaction | Equilibre
NAs: 952 (0.5%)
```

On peut également transmettre juste une variable :

```
R> describe(hdv2003$sexe)
```

```
[2000 obs.]
nominal factor: "Femme" "Femme" "Homme" "Homme" "Femme" "Femme" "Femme" "Homme"
"Femme" "Homme" ...
2 levels: Homme | Femme
NAs: 0 (0%)

         n   %
Homme  899  45
Femme 1101  55
Total 2000 100
```

Enfin, `describe` est également compatible avec les vecteurs labellisés, page 101.

```
R> describe(femmes, "milieu")
```

```
[2000 obs. x 17 variables] tbl_df tbl data.frame

$milieu: Milieu de résidence
labelled double: 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
min: 1 - max: 2 - NAs: 0 (0%) - 2 unique values
2 value labels: [1] urbain [2] rural
```

À noter, l'argument `freq.n.max` permets d'indiquer le nombre de modalités en-dessous duquel `describe` renverra également un tri à plat de la variable.

```
R> describe(menages, freq.n.max = 6)
```

```
[1814 obs. x 5 variables] tbl_df tbl data.frame

$id_menage: Identifiant du ménage
numeric: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
```

```
min: 1 - max: 1814 - NAs: 0 (0%) - 1814 unique values

$taille: Taille du ménage (nombre de membres)
numeric: 7 3 6 5 7 6 15 6 5 19 ...
min: 1 - max: 31 - NAs: 0 (0%) - 30 unique values

$sexe_chef: Sexe du chef de ménage
labelled double: 2 1 1 1 1 2 2 2 1 1 ...
min: 1 - max: 2 - NAs: 0 (0%) - 2 unique values
2 value labels: [1] homme [2] femme

             n     %
[1] homme 1420  78.3
[2] femme  394  21.7
Total     1814 100.0

$structure: Structure démographique du ménage
labelled double: 4 2 5 4 4 4 5 2 5 5 ...
min: 1 - max: 5 - NAs: 0 (0%) - 5 unique values
6 value labels: [0] pas d'adulte [1] un adulte [2] deux adultes de sexe opposé
[3] deux adultes de même sexe [4] trois adultes ou plus avec lien de parenté
[5] adultes sans lien de parenté

                                                   n     %
[0] pas d'adulte                                   0   0.0
[1] un adulte                                     78   4.3
[2] deux adultes de sexe opposé                  439  24.2
[3] deux adultes de même sexe                     75   4.1
[4] trois adultes ou plus avec lien de parenté   920  50.7
[5] adultes sans lien de parenté                 302  16.6
Total                                           1814 100.0

$richesse: Niveau de vie (quintiles)
labelled double: 1 2 2 1 1 3 2 5 4 3 ...
min: 1 - max: 5 - NAs: 0 (0%) - 5 unique values
5 value labels: [1] très pauvre [2] pauvre [3] moyen [4] riche [5] très riche

                   n     %
[1] très pauvre  335  18.5
[2] pauvre       357  19.7
[3] moyen        402  22.2
[4] riche        350  19.3
[5] très riche   370  20.4
Total           1814 100.0
```

skim (skimr)

L'extension **skimr** a pour objectif de fournir une fonction `skim` comme alternative à `summary` {base} pour les vecteurs et les tableaux de données afin de fournir plus de statistiques dans un format plus compact. Elle peut être appliquée à un vecteur donné ou directement à un tableau de données.

```
R> library(skimr)
   skim(hdv2003$cuisine)
```

```
Skim summary statistics

Variable type: factor
        variable missing complete    n n_unique                 top_counts
 hdv2003$cuisine       0     2000 2000        2 Non: 1119, Oui: 881, NA: 0
 ordered
   FALSE
```

```
R> skim(hdv2003)
```

```
Skim summary statistics
 n obs: 2000
 n variables: 20

Variable type: factor
     variable missing complete    n n_unique
       bricol       0     2000 2000        2
       cinema       0     2000 2000        2
         clso       0     2000 2000        3
      cuisine       0     2000 2000        2
    hard.rock       0     2000 2000        2
   lecture.bd       0     2000 2000        2
      nivetud     112     1888 2000        8
        occup       0     2000 2000        7
 peche.chasse       0     2000 2000        2
       qualif     347     1653 2000        7
        relig       0     2000 2000        6
         sexe       0     2000 2000        2
        sport       0     2000 2000        2
     trav.imp     952     1048 2000        4
  trav.satisf     952     1048 2000        3
                              top_counts ordered
```

```
              Non: 1147, Oui: 853, NA: 0   FALSE
              Non: 1174, Oui: 826, NA: 0   FALSE
     Non: 1037, Oui: 936, Ne : 27, NA: 0   FALSE
              Non: 1119, Oui: 881, NA: 0   FALSE
               Non: 1986, Oui: 14, NA: 0   FALSE
               Non: 1953, Oui: 47, NA: 0   FALSE
  Ens: 463, Ens: 441, Der: 341, 1er: 204   FALSE
 Exe: 1049, Ret: 392, Au : 171, Cho: 134   FALSE
              Non: 1776, Oui: 224, NA: 0   FALSE
   Emp: 594, NA: 347, Ouv: 292, Cad: 260   FALSE
  App: 760, Pra: 442, Ni : 399, Pra: 266   FALSE
              Fem: 1101, Hom: 899, NA: 0   FALSE
              Non: 1277, Oui: 723, NA: 0   FALSE
    NA: 952, Moi: 708, Aus: 259, Peu: 52   FALSE
   NA: 952, Sat: 480, Equ: 451, Ins: 117   FALSE

Variable type: integer
      variable missing complete    n    mean     sd p0    p25 median     p75
           age       0     2000 2000   48.16  16.94 18  35      48     60
 freres.soeurs       0     2000 2000    3.28   2.77  0   1       2      5
            id       0     2000 2000 1000.5  577.49  1 500.75 1000.5 1500.25
 p100     hist
   97 <U+2585><U+2587><U+2587><U+2587><U+2585><U+2583><U+2582><U+2581>
   22 <U+2587><U+2585><U+2582><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581>
 2000 <U+2587><U+2587><U+2587><U+2587><U+2587><U+2587><U+2587><U+2587>

Variable type: numeric
  variable missing complete    n    mean      sd    p0     p25  median     p75
 heures.tv       5     1995 2000    2.25    1.78  0       1       2       3
     poids       0     2000 2000 5535.61 4375.03 78.08 2221.82 4631.19 7626.54
     p100     hist
    12    <U+2586><U+2587><U+2582><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581>
 31092.14 <U+2587><U+2586><U+2583><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581>
```

On peut noter que les variables sont regroupées par type.

Il est possible de sélectionner des variables à la manière de **dplyr**. Voir l'aide de `contains`.

```
R> skim(hdv2003, contains("re"))
```

```
Skim summary statistics
 n obs: 2000
 n variables: 20

Variable type: factor
   variable missing complete    n n_unique
```

```
 lecture.bd       0     2000 2000        2
      relig       0     2000 2000        6
                           top_counts ordered
              Non: 1953, Oui: 47, NA: 0   FALSE
 App: 760, Pra: 442, Ni : 399, Pra: 266   FALSE

Variable type: integer
      variable missing complete    n mean   sd p0 p25 median p75 p100     hist
 freres.soeurs       0     2000 2000 3.28 2.77  0   1      2   5   22 <U+258
7><U+2585><U+2582><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581>

Variable type: numeric
  variable missing complete    n mean   sd p0 p25 median p75 p100     hist
 heures.tv       5     1995 2000 2.25 1.78  0   1      2   3   12 <U+2586><U+258
7><U+2582><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581>
```

Le support des vecteurs labellisés est encore en cours d'intégration.

```
R> skim(menages)
```

```
Warning: No summary functions for vectors of class: labelled.
Coercing to character

Warning: No summary functions for vectors of class: labelled.
Coercing to character

Warning: No summary functions for vectors of class: labelled.
Coercing to character
```

```
Skim summary statistics
 n obs: 1814
 n variables: 5

Variable type: character
  variable missing complete    n min max empty n_unique
  richesse       0     1814 1814   1   1     0        5
 sexe_chef       0     1814 1814   1   1     0        2
 structure       0     1814 1814   1   1     0        5

Variable type: numeric
  variable missing complete    n  mean     sd p0    p25 median     p75 p100
 id_menage       0     1814 1814 907.5 523.8   1 454.25  907.5 1360.75 1814
    taille       0     1814 1814   7.5   4.42  1   4       6      9      31
     hist
 <U+2587><U+2587><U+2587><U+2587><U+2587><U+2587><U+2587><U+2587>
```

```
<U+2585><U+2587><U+2583><U+2582><U+2581><U+2581><U+2581><U+2581>
```

create_report (DataExplorer)

L'extension **DataExplorer** fournit des outils d'exploration graphique d'un fichier de données. En premier lieu, sa fonction `create_report` génère un rapport automatique à partir d'un tableau de données.

```
R> library(DataExplorer)
   create_report(hdv2003)
```

Le résultat de ce rapport est visible sur http://larmarange.github.io/analyse-R/data/hdv2003_DataExplorer_report.html.

L'extension fournit également différentes fonctions graphiques, présentées en détail dans la vignette inclue dans l'extension et visible sur https://cran.r-project.org/web/packages/DataExplorer/vignettes/dataexplorer-intro.html.

makeCodebook (dataMaid)

L'extension **dataMaid** propose une fonction `makeCodebook` permettant de générer une présentation de l'ensemble des variables d'un tableau de données, au format PDF, Word ou HTML.

```
R> library(dataMaid)
   makeCodebook(hdv2003)
```

Vous pouvez cliquez sur ce lien pour voir le PDF produit par dataMaid.

Introduction à dplyr

Les tibbles 193
dplyr et data.table 194
Principaux verbes 195
Enchaîner les opérations 195

Pour une introduction à **dplyr** en anglais, voir la vignette officielle : https://cran.rstudio.com/web/packages/dplyr/vignettes/dplyr.html. On pourra également se référer à https://rpubs.com/justmarkham/dplyr-tutorial.

Les tibbles

L'extension **tibble** permet d'étendre les data.frame en améliorant la manière dont les tableaux sont affichés dans la console et ayant un comportement plus uniforme concernant les noms de colonnes et la manière d'extraire des éléments avec les crochets simples et doubles.

Voir https://cran.r-project.org/web/packages/tibble/vignettes/tibble.html pour plus de détails.

Cela ne modifie pas radicalement les tableaux de données, mais lorsque l'on travail avec **dplyr**, il est préférable de convertir ses tableaux de données en *tibble* ce qui se fait aisément avec la fonction `tbl_df` fournie avec **dplyr**.

```
R> library(dplyr)
   iris2 <- tbl_df(iris)
   class(iris2)
```

```
[1] "tbl_df"     "tbl"        "data.frame"
```

Comme on le voit, cela ajoute plusieurs classes additionnelles au tableau de données, celui-ci restant malgré tout toujours un *data.frame*.

dplyr et tibble propose également une petite fonction bien pratique pour «jeter un coup d'oeil» à ses données : `glimpse`.

```
R> glimpse(iris2)
```

```
Observations: 150
Variables: 5
$ Sepal.Length <dbl> 5.1, 4.9, 4.7, 4.6, 5.0, 5.4, 4.6, 5.0, 4.4, 4.9, 5.4,...
$ Sepal.Width  <dbl> 3.5, 3.0, 3.2, 3.1, 3.6, 3.9, 3.4, 3.4, 2.9, 3.1, 3.7,...
$ Petal.Length <dbl> 1.4, 1.4, 1.3, 1.5, 1.4, 1.7, 1.4, 1.5, 1.4, 1.5, 1.5,...
$ Petal.Width  <dbl> 0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.4, 0.3, 0.2, 0.2, 0.1, 0.2,...
$ Species      <fct> setosa, setosa, setosa, setosa, setosa, setosa, setosa...
```

Il faut également noter que le format *tibble* est celui dans lequel les données sont importées lorsque l'on utilise les fonctions d'import des extensions readr, haven et readxl (voir le chapitre Import de données, page 129).

dplyr et data.table

Pour ceux travaillant également avec l'extension data.table, il est possible de concilier *tibble* et *data.table* avec l'extension dtplyr et sa fonction `tbl_dt`.

```
R> library(dtplyr)
   iris_dt <- tbl_dt(iris)
   class(iris_dt)
```

```
[1] "tbl_dt"     "tbl"        "data.table" "data.frame"
```

Le tableau de données est à la fois compatible avec data.table (et notamment sa syntaxe particulière des crochets) et les verbes de dplyr.

Principaux verbes

dplyr est construit autour de fonctions nommées selon des verbes anglais. Chaque verbe prends comme premier argument un tableau de données, les options étant indiquées à la suite. Chacune de ces fonctions renvoie à son tour un tableau de données.

- `filter` pour sélectionner des observation selon une condition
- `slice` pour sélectionner des observations selon leur position
- `arrange` pour trier les observations
- `select` pour sélectionner des variables
- `rename` pour renommer des variables
- `distinct` pour ne retenir que les observations distinctes (et donc éliminer les doublons)
- `mutate` pour créer de nouvelles variables
- `summarise` pour résumer des des valeurs multiples en une seule (par exemple, avec une moyenne)
- `group_by` pour exécuter les opérations par groupe
- `sample_n` et `sample_frac` pour sélectionner un sous-échantillon aléatoire

On notera que les verbes de **dplyr** accepte une syntaxe assez libre, puisque que les noms de variables sont interprétés dans leur contexte : il n'est donc pas nécessaire de les entourer de guillemets.

Enchaîner les opérations

dplyr importe automatiquement l'opérateur `%>%` fourni par l'extension **magrittr**. Cela permet d'enchaîner facilement les verbes de **dplyr**. Cet opérateur ne fonctionne essentiellement qu'avec des fonctions dont le premier argument est un tableau de données et qui renvoient un tableau de données.

```
R> iris %>% group_by(Species) %>% summarise(mean.sepal.width = mean(Sepal.Width,
   na.rm = TRUE),
     mean.sepal.length = mean(Sepal.Length, na.rm = TRUE)) %>% filter(mean.sepa
   l.width <
     3)
```

```
# A tibble: 2 x 3
  Species    mean.sepal.width mean.sepal.length
  <fct>                 <dbl>             <dbl>
1 versicolor             2.77              5.94
2 virginica              2.97              6.59
```

`%<>%` permet quant à lui de renvoyer le résultat final dans le premier objet appelé. C'est une manière plus courte d'écrire une commande comme la suivante :

```
R> iris <- iris %>% mutate(Sepal.Area = Sepal.Length * Sepal.Width)
```

en

```
R> library(magrittr)
   iris %<>% mutate(Sepal.Area = Sepal.Length * Sepal.Width)
```

De manière plus générique, `some_object %<>% foo %>% bar` est équivalent à `some_object <- some_object %>% foo %>% bar`.

Pour plus de détails, voir https://cran.r-project.org/web/packages/magrittr/vignettes/magrittr.html.

Introduction à data.table

Convertir un data.frame en data.table . . . 197
setDT et setDF . . . 198
dplyr et data.table . . . 199
La syntaxe des crochets . . . 199
Sélectionner des observations . . . 200
Sélectionner des variables . . . 201
Grouper les résults . . . 203
Ajouter/Modifier/Supprimer une variable . . . 203
Enchaîner les opérations . . . 205

L'extension **data.table** permets d'étendre les tableaux de données. Elle modifie radicalement la syntaxe des crochets, permettant un code plus court et surtout plus puissant. Par ailleurs, elle est particulièrement rapide pour opérer des opérations sur les données et permets d'effectuer des opérations par assignation directe sans avoir à copier les objets en mémoire. Autrement dit, elle est particulièrement utile lorsque l'on travaille sur des gros fichiers de données.

Certes, l'apprentissage de cette nouvelle syntaxe peut faire peur au début, mais c'est un gain tellement notable une fois qu'on la maîtrise, qu'il est difficile de revenir en arrière.

Pour un tutoriel (en anglais et en ligne) écrit par les développeurs de **data.table**, voir https://www.datacamp.com/courses/data-table-data-manipulation-r-tutorial. On pourra aussi se référer à la vignette officielle https://cran.r-project.org/web/packages/data.table/vignettes/datatable-intro.html.

Convertir un data.frame en

data.table

Il suffit d'avoir recours à la fonction `as.data.table`.

```
R> library(data.table)
   iris2 <- as.data.table(iris)
   class(iris2)
```

```
[1] "data.table" "data.frame"
```

Comme on le voit, cela ajoute plusieurs classes additionnelles au tableau de données, celui-ci restant malgré tout toujours un *data.frame*. Cependant, la syntaxe des crochets simples `[]` change radicalement, tandis que les crochets doubles `[[]]` restent inchangés. Par contre, comme il s'agit toujours d'un tableau de données classique, on pourra l'utiliser avec les fonctions des autres extensions de R. Si jamais vous rencontriez un problème, il est toujours possible de reconvertir en tableau de données classique avec `setDF` (voir ci-dessous).

setDT et setDF

Lors de l'utilisation de `as.data.table`, le tableau de données original a d'abord été copié en mémoire, converti puis il a fallu le sauvegarder dans un objet avec `<-`. Lorsqu'on l'on manipule de gros tableaux, cela est gourmand en ressources système et prend du temps.

C'est pour cela que **data.table** fournie plusieurs fonctions (commençant parle préfixe `set`) qui modifient directement l'objet sélectionné en mémoire, ce qu'on appelle «modification par assignation». Ce type de fonction est beaucoup plus rapide et efficace en termes de ressources système. On notera également qu'il est inutile de stocker le résultats dans un objet puisque l'objet a été modifié directement en mémoire.

`setDT` converti un tableaux de données en *data.table* tandis que `setDF` fait l'opération opposée.

```
R> setDT(iris)
   class(iris)
```

```
[1] "data.table" "data.frame"
```

```
R> setDF(iris)
   class(iris)
```

```
[1] "data.frame"
```

dplyr et data.table

Pour ceux travaillant également avec les extension dplyr et tibble, il est possible de concilier *tibble* et *data.table* avec l'extension dtplyr et sa fonction `tbl_dt`.

```
R> library(dtplyr)
   iris_dt <- tbl_dt(iris)
   class(iris_dt)
```

```
[1] "tbl_dt"     "tbl"        "data.table" "data.frame"
```

Le tableau de données est à la fois compatible avec data.table (et notamment sa syntaxe particulière des crochets) et les verbes de dplyr.

La syntaxe des crochets

La syntaxe des crochets change radicalement avec data.table. Elle est de la forme `objet[i, j, by]` (dans sa forme la plus simple, pour une présentation exhaustive, voir le fichier d'aide de `data.table-package`).

Sélectionner des observations

Cela se fait en indiquant une indiquant une condition au premier argument, à savoir `i`. Si l'on ne procède à une sélection en même temps sur les variables, il n'est pas nécessaire d'indiquer de virgule `,` dans les crochets.

```
R> iris2[Sepal.Length < 5]
```

```
    Sepal.Length Sepal.Width Petal.Length Petal.Width    Species
 1:          4.9         3.0          1.4         0.2     setosa
 2:          4.7         3.2          1.3         0.2     setosa
 3:          4.6         3.1          1.5         0.2     setosa
 4:          4.6         3.4          1.4         0.3     setosa
 5:          4.4         2.9          1.4         0.2     setosa
 6:          4.9         3.1          1.5         0.1     setosa
 7:          4.8         3.4          1.6         0.2     setosa
 8:          4.8         3.0          1.4         0.1     setosa
 9:          4.3         3.0          1.1         0.1     setosa
10:          4.6         3.6          1.0         0.2     setosa
11:          4.8         3.4          1.9         0.2     setosa
12:          4.7         3.2          1.6         0.2     setosa
13:          4.8         3.1          1.6         0.2     setosa
14:          4.9         3.1          1.5         0.2     setosa
15:          4.9         3.6          1.4         0.1     setosa
16:          4.4         3.0          1.3         0.2     setosa
17:          4.5         2.3          1.3         0.3     setosa
18:          4.4         3.2          1.3         0.2     setosa
19:          4.8         3.0          1.4         0.3     setosa
20:          4.6         3.2          1.4         0.2     setosa
21:          4.9         2.4          3.3         1.0 versicolor
22:          4.9         2.5          4.5         1.7  virginica
    Sepal.Length Sepal.Width Petal.Length Petal.Width    Species
```

On notera que les noms indiquer entre les crochets sont évalués en fonction du contexte, en l'occurence la liste des variables de l'objet considéré. Ainsi, les noms des variables peuvent être indiqués tels quels, sans utilisation du symbole `$` ni des guillemets.

IMPORTANT

Une différence de taille : lorsqu'il y a des observations pour lesquelles la condition indiquée en `i` renvoie `NA`, elles ne sont pas sélectionnées par `data.table``{.pkg} tandis que, pour un *data.frame* classique cela renvoie des lignes manquantes.

Sélectionner des variables

Pour sélectionner une variable, il suffit d'indiquer son nom dans la seconde partie, à savoir `j`. Noter la virgule qui permets d'indiquer que c'est une condition sur `j` et non sur `i`.

```
R> iris2[, Sepal.Length]
```

```
  [1] 5.1 4.9 4.7 4.6 5.0 5.4 4.6 5.0 4.4 4.9 5.4 4.8 4.8 4.3 5.8 5.7 5.4 5.1
 [19] 5.7 5.1 5.4 5.1 4.6 5.1 4.8 5.0 5.0 5.2 5.2 4.7 4.8 5.4 5.2 5.5 4.9 5.0
 [37] 5.5 4.9 4.4 5.1 5.0 4.5 4.4 5.0 5.1 4.8 5.1 4.6 5.3 5.0 7.0 6.4 6.9 5.5
 [55] 6.5 5.7 6.3 4.9 6.6 5.2 5.0 5.9 6.0 6.1 5.6 6.7 5.6 5.8 6.2 5.6 5.9 6.1
 [73] 6.3 6.1 6.4 6.6 6.8 6.7 6.0 5.7 5.5 5.5 5.8 6.0 5.4 6.0 6.7 6.3 5.6 5.5
 [91] 5.5 6.1 5.8 5.0 5.6 5.7 5.7 6.2 5.1 5.7 6.3 5.8 7.1 6.3 6.5 7.6 4.9 7.3
[109] 6.7 7.2 6.5 6.4 6.8 5.7 5.8 6.4 6.5 7.7 7.7 6.0 6.9 5.6 7.7 6.3 6.7 7.2
[127] 6.2 6.1 6.4 7.2 7.4 7.9 6.4 6.3 6.1 7.7 6.3 6.4 6.0 6.9 6.7 6.9 5.8 6.8
[145] 6.7 6.7 6.3 6.5 6.2 5.9
```

Pour sélectionner plusieurs variables, on fournira une liste définie avec `list` (et non un vecteur défini avec `c`).

```
R> iris2[, list(Sepal.Length, Sepal.Width)]
```

```
     Sepal.Length Sepal.Width
  1:          5.1         3.5
  2:          4.9         3.0
  3:          4.7         3.2
  4:          4.6         3.1
  5:          5.0         3.6
 ---
146:          6.7         3.0
147:          6.3         2.5
148:          6.5         3.0
149:          6.2         3.4
```

```
150:          5.9         3.0
```

data.table fourni un raccourci pour écrire une liste : `.()`. A l'intérieur des crochets (mais pas en dehors), `.()` sera compris comme `list()`.

```
R> iris2[, .(Sepal.Length, Sepal.Width)]
```

```
     Sepal.Length Sepal.Width
  1:          5.1         3.5
  2:          4.9         3.0
  3:          4.7         3.2
  4:          4.6         3.1
  5:          5.0         3.6
 ---
146:          6.7         3.0
147:          6.3         2.5
148:          6.5         3.0
149:          6.2         3.4
150:          5.9         3.0
```

Il est possible de renommer une variable à la volée et même d'en calculer d'autres.

```
R> iris2[, .(espece = Species, aire_petal = Petal.Length * Petal.Width)]
```

```
        espece aire_petal
  1:    setosa       0.28
  2:    setosa       0.28
  3:    setosa       0.26
  4:    setosa       0.30
  5:    setosa       0.28
 ---
146: virginica      11.96
147: virginica       9.50
148: virginica      10.40
149: virginica      12.42
150: virginica       9.18
```

Seul le retour est ici affecté. Cela n'impacte pas le tableau d'origine. Nous verrons plus loin comment créer / modifier une variable.

Attention : on ne peut pas directement sélectionner une variable par sa position ou en indiquant une chaîne de caractères. En effet, une valeur numérique ou textuelle est comprise comme une constante.

```
R> iris2[, .("Species", 3)]
```

```
        V1 V2
1: Species  3
```

Grouper les résults

Si en `j` on utilise des fonctions qui à partir d'un vecteur renvoient une valeur unique (telles que `mean`, `median`, `min`, `max`, `first`, `last`, `nth`, etc.), on peut ainsi obtenir un résumé. On pourra également utiliser `.N` pour obtenir le nombre d'observations.

```
R> iris2[, .(min_sepal_width = min(Sepal.Width), max_sepal_width = max(Sepal.Widt
   h),
     n_observations = .N)]
```

```
   min_sepal_width max_sepal_width n_observations
1:               2             4.4            150
```

Cela devient particulièrement intéressant en calculant ces mêmes valeurs par sous-groupe, grace au troisième paramètre : `by`.

```
R> iris2[, .(min_sepal_width = min(Sepal.Width), max_sepal_width = max(Sepal.Widt
   h),
     n_observations = .N), by = Species]
```

```
      Species min_sepal_width max_sepal_width n_observations
1:     setosa             2.3             4.4             50
2: versicolor             2.0             3.4             50
3:  virginica             2.2             3.8             50
```

Ajouter/Modifier/Supprimer une variable

data.table introduit un nouvel opérateur `:=` permettant de modifier une variable par assignation directe. Cela signifie que la modification a lieu directement en mémoire dans le tableau de données, sans qu'il soit besoin réaffecter le résultat avec `<-`.

On peut également combiner `:=` avec une sélection sur les observations en `i` pour ne modifier que certaines observations. De même, le recours à `by` permets des calculs par groupe.

```
R> iris2[, group := "A"]
   iris2[Species == "virginica", group := "B"]
   iris2[, n_obs_per_species := .N, by = Species]
```

```
R> iris2
```

```
     Sepal.Length Sepal.Width Petal.Length Petal.Width   Species group
  1:          5.1         3.5          1.4         0.2    setosa     A
  2:          4.9         3.0          1.4         0.2    setosa     A
  3:          4.7         3.2          1.3         0.2    setosa     A
  4:          4.6         3.1          1.5         0.2    setosa     A
  5:          5.0         3.6          1.4         0.2    setosa     A
 ---
146:          6.7         3.0          5.2         2.3 virginica     B
147:          6.3         2.5          5.0         1.9 virginica     B
148:          6.5         3.0          5.2         2.0 virginica     B
149:          6.2         3.4          5.4         2.3 virginica     B
150:          5.9         3.0          5.1         1.8 virginica     B
     n_obs_per_species
  1:                50
  2:                50
  3:                50
  4:                50
  5:                50
 ---
146:                50
147:                50
148:                50
149:                50
150:                50
```

```
R> iris2[, .N, by = group]
```

```
   group   N
1:     A 100
2:     B  50
```

Enchaîner les opérations

Il est possible d'enchaîner les opérations avec une succession de crochets.

```
R> iris2[, .(petal_area = Petal.Width * Petal.Length, Species)][, .(min_petal_are
   a = min(petal_area)),
     by = Species]
```

```
      Species min_petal_area
1:     setosa           0.11
2: versicolor           3.30
3:  virginica           7.50
```

Doublons

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

```
R> df <- data.frame(A = rep(1:3, each = 4), B = rep(1:4, each = 3), C = rep(1:2,
   6))
   df
```

```
   A B C
1  1 1 1
2  1 1 2
3  1 1 1
4  1 2 2
5  2 2 1
6  2 2 2
7  2 3 1
8  2 3 2
9  3 3 1
10 3 4 2
11 3 4 1
12 3 4 2
```

```
R> library(data.table)
   dt <- as.data.table(df)
   library(dplyr)
   tbl <- tbl_df(df)


   # data.frame
   unique(df)
```

```
   A B C
1  1 1 1
2  1 1 2
4  1 2 2
5  2 2 1
6  2 2 2
7  2 3 1
8  2 3 2
9  3 3 1
10 3 4 2
11 3 4 1
```

```
R> # data.table
   unique(dt)
```

```
    A B C
 1: 1 1 1
 2: 1 1 2
 3: 1 2 2
 4: 2 2 1
 5: 2 2 2
 6: 2 3 1
 7: 2 3 2
 8: 3 3 1
 9: 3 4 2
10: 3 4 1
```

```
R> # dplyr
   library(dplyr)
   distinct(tbl)
```

```
# A tibble: 10 x 3
       A     B     C
```

```
   <int> <int> <int>
 1     1     1     1
 2     1     1     2
 3     1     2     2
 4     2     2     1
 5     2     2     2
 6     2     3     1
 7     2     3     2
 8     3     3     1
 9     3     4     2
10     3     4     1
```

Voir aussi `duplicated`.

Tris

Fonctions R de base 211
Extension dplyr 214
Extension data.table 214

Dans ce qui suit on travaillera sur le jeu de données tiré de l'enquête *Histoire de vie*, fourni avec l'extension questionr.

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
```

Fonctions R de base

La fonction `sort` permet de trier les éléments d'un vecteur.

```
R> sort(c(2, 5, 6, 1, 8))
```

```
[1] 1 2 5 6 8
```

On peut appliquer cette fonction à une variable, mais celle-ci ne permet que d'ordonner les valeurs de cette variable, et pas l'ensemble du tableau de données dont elle fait partie. Pour cela nous avons besoin d'une autre fonction, nommée `order`. Celle-ci ne renvoie pas les valeurs du vecteur triées, mais les emplacements de ces valeurs.

Un exemple pour comprendre :

```
R> order(c(15, 20, 10))
```

```
[1] 3 1 2
```

Le résultat renvoyé signifie que la plus petite valeur est la valeur située en 3e position, suivie de celle en 1ère position et de celle en 2e position. Tout cela ne paraît pas passionnant à première vue, mais si on mélange ce résultat avec un peu d'indexation directe, ça devient intéressant…

```
R> head(order(d$age))
```

```
[1] 162 215 346 377 511 646
```

Ce que cette fonction renvoie, c'est l'ordre dans lequel on doit placer les éléments de *age*, et donc par extension les lignes de `d`, pour que la variable soit triée par ordre croissant. Par conséquent, si on fait :

```
R> d.tri <- d[order(d$age), ]
```

Alors on a trié les lignes de d par ordre d'âge croissant ! Et si on fait un petit :

```
R> head(d.tri, 3)
```

```
     id age  sexe nivetud    poids           occup qualif freres.soeurs clso
162 162  18 Homme    <NA> 4982.964 Etudiant, eleve   <NA>             2  Non
215 215  18 Homme    <NA> 4631.188 Etudiant, eleve   <NA>             2  Oui
346 346  18 Femme    <NA> 1725.410 Etudiant, eleve   <NA>             9  Non
                          relig trav.imp trav.satisf hard.rock lecture.bd
162  Appartenance sans pratique     <NA>        <NA>       Non        Non
215 Ni croyance ni appartenance     <NA>        <NA>       Non        Non
346         Pratiquant regulier     <NA>        <NA>       Non        Non
    peche.chasse cuisine bricol cinema sport heures.tv
162          Non     Non    Non    Non   Oui         3
215          Non     Oui    Non    Oui   Oui         2
346          Non     Non    Non    Oui   Non         2
```

On a les caractéristiques des trois enquêtés les plus jeunes.

On peut évidemment trier par ordre décroissant en utilisant l'option `decreasing=TRUE`. On peut donc afficher les caractéristiques des trois individus les plus âgés avec :

```
R> head(d[order(d$age, decreasing = TRUE), ], 3)
```

```
       id age  sexe                           nivetud    poids
1916 1916  97 Femme Derniere annee d'etudes primaires 2162.835
270   270  96 Femme Derniere annee d'etudes primaires 9993.020
1542 1542  93 Femme Derniere annee d'etudes primaires 7107.841
                  occup qualif freres.soeurs clso                      relig
1916       Autre inactif  Autre             5  Non      Pratiquant occasionnel
270             Retraite   <NA>             1  Oui Ni croyance ni appartenance
1542 Retire des affaires   <NA>             7  Non      Pratiquant occasionnel
     trav.imp trav.satisf hard.rock lecture.bd peche.chasse cuisine bricol
1916     <NA>        <NA>       Non        Non          Non     Non    Non
270      <NA>        <NA>       Non        Non          Non     Non    Non
1542     <NA>        <NA>       Non        Non          Non     Non    Non
     cinema sport heures.tv
1916    Non   Non         3
270     Non   Non         6
1542    Oui   Non         3
```

On peut également trier selon plusieurs variables. Ainsi, si l'on souhaite trier le tableau par *sexe* puis, au sein de chaque sexe, par *age* :

```
R> d.tri <- d[order(d$sexe, d$age), ]
```

NOTE

Si l'on transmets une variable textuelle, le tri sera réalisé de manière alphabétique alors que si l'on transmets un facteur, le tri sera effectué selon l'ordre des facteurs (que l'on peut visualiser avec `levels`).

Extension dplyr

On aura simplement recours à la fonction `arrange`. Un tri par ordre décroissant s'indique avec la fonction `desc`.

```
R> library(dplyr)
   tbl <- tbl_df(hdv2003)
   tbl <- tbl %>% arrange(sexe, desc(age))
```

Extension data.table

On pourra utiliser la fonction `order` dans la condition sur les observations (attention à sauvegarder le résultats si nécessaire) ou bien la fonction `setorder` pour modifier l'ordre des observations directement par assignation (modification directe en mémoire de l'objet). Un tri décroissant s'indique avec le signe `-`.

```
R> library(data.table)
   dt <- as.data.table(hdv2003)

   # Option 1
   dt <- dt[order(sexe, -age)]

   # Option 2
   setorder(dt, sexe, -age)
```

Sous-ensembles

Par indexation 215
Fonction subset 217
Fonction tapply 219
Extension dplyr 220
Extension data.table 221

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Dans ce qui suit on travaillera sur le jeu de données tiré de l'enquête *Histoire de vie*, fourni avec l'extension questionr.

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
```

Par indexation

La première manière de construire des sous-populations est d'utiliser l'indexation par conditions. On peut ainsi facilement sélectionner une partie des observations suivant un ou plusieurs critères et placer le résultat dans un nouveau tableau de données.

Par exemple si l'on souhaite isoler les hommes et les femmes :

```
R> dh <- d[d$sexe == "Homme", ]
   df <- d[d$sexe == "Femme", ]
   table(d$sexe)
```

```
Homme Femme
  899  1101
```

```
R> dim(dh)
```

```
[1] 899  20
```

```
R> dim(df)
```

```
[1] 1101   20
```

On a à partir de là trois tableaux de données, `d` comportant la population totale, `dh` seulement les hommes et `df` seulement les femmes.

On peut évidemment combiner plusieurs critères :

```
R> dh.25 <- d[d$sexe == "Homme" & d$age <= 25, ]
   dim(dh.25)
```

```
[1] 86 20
```

Si on utilise directement l'indexation, il convient cependant d'être extrêmement prudent avec les valeurs manquantes. Comme indiqué précédemment, la présence d'une valeur manquante dans une condition fait que celle-ci est évaluée en `NA` et qu'au final la ligne correspondante est conservée par l'indexation :

```
R> summary(d$trav.satisf)
```

```
  Satisfaction Insatisfaction      Equilibre           NA's
           480            117            451            952
```

```
R> d.satisf <- d[d$trav.satisf == "Satisfaction", ]
   dim(d.satisf)
```

```
[1] 1432   20
```

Comme on le voit, ici `d.satisf` contient les individus ayant la modalité *Satisfaction* mais aussi ceux ayant une valeur manquante `NA`. C'est pourquoi il faut toujours soit vérifier au préalable qu'on n'a pas de valeurs manquantes dans les variables de la condition, soit exclure explicitement les `NA` de la manière suivante :

```
R> d.satisf <- d[d$trav.satisf == "Satisfaction" & !is.na(d$trav.satisf), ]
   dim(d.satisf)
```

```
[1] 480  20
```

C'est notamment pour cette raison qu'on préfèrera le plus souvent utiliser la fonction `subset`.

Fonction subset

La fonction `subset` permet d'extraire des sous-populations de manière plus simple et un peu plus intuitive que l'indexation directe.

Celle-ci prend trois arguments principaux :

- le nom de l'objet de départ ;
- une condition sur les observations (`subset`) ;
- éventuellement une condition sur les colonnes (`select`).

Reprenons tout de suite un exemple déjà vu :

```
R> dh <- subset(d, sexe == "Homme")
   df <- subset(d, sexe == "Femme")
```

L'utilisation de `subset` présente plusieurs avantages. Le premier est d'économiser quelques touches. On n'est en effet pas obligé de saisir le nom du tableau de données dans la condition sur les lignes. Ainsi les deux commandes suivantes sont équivalentes :

```
R> dh <- subset(d, d$sexe == "Homme")
   dh <- subset(d, sexe == "Homme")
```

Le second avantage est que `subset` s'occupe du problème des valeurs manquantes évoquées

précédemment et les exclut de lui-même, contrairement au comportement par défaut :

```
R> summary(d$trav.satisf)
```

```
  Satisfaction Insatisfaction      Equilibre           NA's
           480            117            451            952
```

```
R> d.satisf <- d[d$trav.satisf == "Satisfaction", ]
   dim(d.satisf)
```

```
[1] 1432   20
```

```
R> d.satisf <- subset(d, trav.satisf == "Satisfaction")
   dim(d.satisf)
```

```
[1] 480  20
```

Dans le cas présent, l'extraction obtenue avec `subset` est équivalente à :

```
R> d.satisf <- d[d$trav.satisf == "Satisfaction" & !is.na(d$trav.satisf), ]
   dim(d.satisf)
```

```
[1] 480  20
```

Enfin, l'utilisation de l'argument `select` est simplifié pour l'expression de condition sur les colonnes. On peut ainsi spécifier les noms de variable sans guillemets et leur appliquer directement l'opérateur d'exclusion `-` :

```
R> d2 <- subset(d, select = c(sexe, sport))
   d2 <- subset(d, age > 25, select = -c(id, age, cinema))
```

Fonction tapply

NOTE

Cette section documente une fonction qui peut être très utile, mais pas forcément indispensable au départ.

La fonction `tapply` n'est qu'indirectement liée à la notion de sous-population, mais peut permettre d'éviter d'avoir à créer ces sous-populations dans certains cas.

Son fonctionnement est assez simple, mais pas forcément intuitif. La fonction prend trois arguments : un vecteur, un facteur et une fonction. Elle applique ensuite la fonction aux éléments du vecteur correspondant à un même niveau du facteur. Vite, un exemple !

```
R> tapply(d$age, d$sexe, mean)
```

```
   Homme    Femme
48.16129 48.15350
```

Qu'est-ce que ça signifie ? Ici `tapply` a sélectionné toutes les observations correspondant à « Homme », puis appliqué la fonction `mean` aux valeurs de *age* correspondantes. Puis elle a fait de même pour les observations correspondant à « Femme ». On a donc ici la moyenne d'âge chez les hommes et chez les femmes.

On peut fournir à peu près n'importe quelle fonction à `tapply` :

```
R> tapply(d$bricol, d$sexe, freq)
```

```
$Homme
      n    % val%
Non 384 42.7 42.7
Oui 515 57.3 57.3

$Femme
      n    % val%
Non 763 69.3 69.3
Oui 338 30.7 30.7
```

Les arguments supplémentaires fournis à `tapply` sont en fait fournis directement à la fonction appelée.

```
R> tapply(d$bricol, d$sexe, freq, total = TRUE)
```

```
$Homme
        n     %  val%
Non   384  42.7  42.7
Oui   515  57.3  57.3
Total 899 100.0 100.0

$Femme
         n     %  val%
Non    763  69.3  69.3
Oui    338  30.7  30.7
Total 1101 100.0 100.0
```

NOTE

La fonction `by` est un équivalent (pour les tableaux de données) de `tapply`. La présentation des résultats diffère légèrement.

```
R> tapply(d$age, d$sexe, mean)
```

```
   Homme    Femme
48.16129 48.15350
```

```
R> by(d$age, d$sexe, mean)
```

```
d$sexe: Homme
[1] 48.16129
------------------------------------------------------------
d$sexe: Femme
[1] 48.1535
```

Extension dplyr

On utilisera tout simplement la fonction `filter`.

```
R> library(dplyr)
   tbl <- tbl_df(hdv2003)
   hommes_jeunes <- tbl %>% filter(sexe == "Homme", age < 30)
```

Voir le chapitre Introduction à dplyr, page 193 pour plus de détails.

Extension data.table

Il suffit d'indiquer la condition entre crochets.

```
R> library(data.table)
   dt <- as.data.table(hdv2003)
   hommes_jeunes <- dt[sexe == "Hommes" & age < 30]
```

Voir le chapitre Introduction à data.table, page 197 pour plus de détails.

Fusion de tables

La fonction merge 223
Extension dplyr 227
Extension data.table 228

Lorsqu'on traite de grosses enquêtes, notamment les enquêtes de l'INSEE, on a souvent à gérer des données réparties dans plusieurs tables, soit du fait de la construction du questionnaire, soit du fait de contraintes techniques (fichiers **dbf** ou **Excel** limités à 256 colonnes, par exemple).

Cela arrive également lorsque l'on traitre de données d'une enquêtes réalisée à différents niveaux (par exemple, un questionnaire ménage et un questionnaire individu).

La fonction merge

Une opération relativement courante consiste à fusionner plusieurs tables pour regrouper tout ou partie des données dans un unique tableau.

Nous allons simuler artificiellement une telle situation en créant deux tables à partir de l'extrait de l'enquête *Histoire de vie* :

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
   dim(d)
```

```
[1] 2000   20
```

```
R> d1 <- subset(d, select = c("id", "age", "sexe"))
   dim(d1)
```

```
[1] 2000    3
```

```
R> d2 <- subset(d, select = c("id", "clso"))
   dim(d2)
```

```
[1] 2000    2
```

On a donc deux tableaux de données, `d1` et `d2`, comportant chacun 2000 lignes et respectivement 3 et 2 colonnes. Comment les rassembler pour n'en former qu'un ?

Intuitivement, cela paraît simple. Il suffit de « coller » `d2` à la droite de `d1`, comme dans l'exemple suivant.

id	v1	v2
1	H	12
2	H	17
3	F	41
4	F	9
…	…	…

+

id	v3
1	rouge
2	bleu
3	bleu
4	rouge
…	…

…

=

id	v1	v2	v3
1	H	12	rouge
2	H	17	bleu
3	F	41	bleu
4	F	9	rouge
…	…	…	…

Cela semble fonctionner. La fonction qui permet d'effectuer cette opération sous **R** s'appelle `cbind`, elle « colle » des tableaux côte à côte en regroupant leurs colonnes[1].

```
R> head(cbind(d1, d2))
```

```
  id age  sexe id clso
1  1  28 Femme  1  Oui
```

1. L'équivalent de `cbind` pour les lignes s'appelle `rbind`.

```
2  2  23 Femme  2  Oui
3  3  59 Homme  3  Non
4  4  34 Homme  4  Non
5  5  71 Femme  5  Oui
6  6  35 Femme  6  Non
```

À part le fait qu'on a une colonne *id* en double, le résultat semble satisfaisant. À première vue seulement. Imaginons maintenant que nous avons travaillé sur `d1` et `d2`, et que nous avons ordonné les lignes de `d1` selon l'âge des enquêtés :

```
R> d1 <- d1[order(d1$age), ]
```

Répétons l'opération de collage :

```
R> head(cbind(d1, d2))
```

```
     id age  sexe id clso
162 162  18 Homme  1  Oui
215 215  18 Homme  2  Oui
346 346  18 Femme  3  Non
377 377  18 Homme  4  Non
511 511  18 Homme  5  Oui
646 646  18 Homme  6  Non
```

Que constate-t-on ? La présence de la variable *id* en double nous permet de voir que les identifiants ne coïncident plus ! En regroupant nos colonnes nous avons donc attribué à des individus les réponses d'autres individus.

La commande `cbind` ne peut en effet fonctionner que si les deux tableaux ont exactement le même nombre de lignes, et dans le même ordre, ce qui n'est pas le cas ici.

On va donc être obligé de pocéder à une fusion des deux tableaux, qui va permettre de rendre à chaque ligne ce qui lui appartient. Pour cela nous avons besoin d'un identifiant qui permet d'identifier chaque ligne de manière unique et qui doit être présent dans tous les tableaux. Dans notre cas, c'est plutôt rapide, il s'agit de la variable *id*.

Une fois l'identifiant identifié[2], on peut utiliser la commande `merge`. Celle-ci va fusionner les deux tableaux en supprimant les colonnes en double et en regroupant les lignes selon leurs identifiants :

2. Si vous me passez l'expression…

```
R> d.complet <- merge(d1, d2, by = "id")
   head(d.complet)
```

```
  id age  sexe clso
1  1  28 Femme  Oui
2  2  23 Femme  Oui
3  3  59 Homme  Non
4  4  34 Homme  Non
5  5  71 Femme  Oui
6  6  35 Femme  Non
```

Ici l'utilisation de la fonction `merge` est plutôt simple car nous sommes dans le cas de figure idéal : les lignes correspondent parfaitement et l'identifiant est clairement identifié. Parfois les choses peuvent être un peu plus compliquées :

- parfois les identifiants n'ont pas le même nom dans les deux tableaux. On peut alors les spécifier par les options `by.x` et `by.y` ;
- parfois les deux tableaux comportent des colonnes (hors identifiants) ayant le même nom. `merge` conserve dans ce cas ces deux colonnes mais les renomme en les suffixant par *.x* pour celles provenant du premier tableau et *.y* pour celles du second ;
- parfois on n'a pas d'identifiant unique préétabli, mais on en construit un à partir de plusieurs variables. On peut alors donner un vecteur en paramètres de l'option `by`, par exemple `by=c("nom","prenom","date.naissance")`.

Une subtilité supplémentaire intervient lorsque les deux tableaux fusionnés n'ont pas exactement les mêmes lignes. Par défaut, `merge` ne conserve que les lignes présentes dans les deux tableaux :

id	v1
1	H
2	H
3	F

+

id	v2
1	10
2	15
5	31

=

id	v1	v2
1	H	10
2	H	15

On peut cependant modifier ce comportement avec les options `all.x` et `all.y`.

Ainsi, `all.x=TRUE` indique de conserver toutes les lignes du premier tableau. Dans ce cas `merge` donne une valeur `NA` pour ces lignes aux colonnes provenant du second tableau. Ce qui donnerait :

id	v1
1	H
2	H
3	F

+

id	v2
1	10
2	15
5	31

=

id	v1	v2
1	H	10
2	H	15
3	F	`NA`

L'option `all.y=TRUE` fait la même chose en conservant toutes les lignes du second tableau.

id	v1
1	H
2	H
3	F

+

id	v2
1	10
2	15
5	31

=

id	v1	v2
1	H	10
2	H	15
5	`NA`	31

Enfin, on peut décider de conserver toutes les lignes des deux tableaux en utilisant à la fois `all.x=TRUE` et `all.y=TRUE`, ce qui donne :

id	v1
1	H
2	H
3	F

+

id	v2
1	10
2	15
5	31

=

id	v1	v2
1	H	10
2	H	15
3	F	`NA`
5	`NA`	31

Parfois, l'un des identifiants est présent à plusieurs reprises dans l'un des tableaux (par exemple lorsque l'une des tables est un ensemble de ménages et que l'autre décrit l'ensemble des individus de ces ménages). Dans ce cas les lignes de l'autre table sont dupliquées autant de fois que nécessaires :

id	v1
1	H
2	H
3	F

+

id	v2
1	10
1	18
1	21
2	15
3	42

=

id	v1	v2
1	H	10
1	H	18
1	H	21
2	H	15
3	F	42

Extension dplyr

Voir la vignette dédiée (en anglais) : https://cran.rstudio.com/web/packages/dplyr/vignettes/two-table.html.

Les principales fonctions de **dplyr** pour la fusion de tables sont `inner_join` et `left_join`.

Extension data.table

data.table fourni une fonction `merge` beaucoup plus rapide que celle standard de R mais fonctionnant de manière identique.

Gestion des dates

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Si R fournit quelques fonctions natives pour la gestion des dates, l'extension **lubridate** est recommandée pour tout travail un peu plus fin sur des dates. On pourra se référer à la vignette officielle (https://cran.r-project.org/web/packages/lubridate/vignettes/lubridate.html, en anglais) ou encore à ce tutoriel (https://rpubs.com/davoodastaraky/lubridate).

Agrégation

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Fonctions à fenêtre

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Restructuration de données

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Manipuler du texte

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Scraping

Les sources de l'exemple 239
Les blogs 240
Les mots-clés 241
Récupération des données 241
Récupération d'éléments HTML 242
Récupération de plusieurs pages 244
Utilisation de la syntaxe XPath 245
Combinaison des résultats 246

Une grande partie des données que l'on trouve sur Internet n'y sont pas présentées sous la forme d'un jeu de données : dans de très nombreux cas de figure, ces données peuvent être présentées, par exemple, sous la forme d'un tableau, ou d'une série de pages Web. Ce chapitre explique comment récupérer ces données, de manière à en permettre la manipulation dans **R**.

La récupération de données numériques, que l'on va illustrer à partir de trois sites Internet consacrés aux théories du complot circulant en France, est plus connue sous le nom de *scraping* ou de *Web scraping*. Il s'agit d'un ensemble de techniques, dont on présentera ici que les principaux aspects, appliqués à un cas d'étude précis.

Les sources de l'exemple

Ce chapitre s'intéresse à trois sites Internet consacrés aux théories du complot et à leurs diffuseurs, les « conspirationnistes ». Le site de Rudy Reichstadt, Conspiracy Watch, qui va devenir notre principale source de données, propose une définition de ce terme. La seconde source utilisée, le site Confusionnisme d'Ornella Guyet, utilise une définition différente, qui recoupe largement la première du point de vue des individus et des groupes qu'elle identifie. Notre troisième source, le site anonyme Conspis hors de nos vi[II]es, ne propose pas de définition précise pour sa part, mais fournit quelques éléments supplémentaires de description.

Les termes de « théorie du complot » et de « conspirationnisme » étant difficiles à saisir en seulement quelques phrases, on renverra le lecteur à la note publiée par Rudy Reichstadt pour l'Observatoire des

radicalités politiques de la Fondation Jean Jaurès. Cette note donne un bon aperçu des différents groupes impliqués dans la diffusion de ces « théories » en France, que l'on retrouve dans une cartographie en réseau de leurs sites Internet, réalisée par Joël Gombin en juillet 2014. Les données récupérées dans ce chapitre recoupent les informations fournies dans ces deux sources.

Les blogs

Les sites Internet auxquels on s'intéresse sont tous les trois publiés sous la forme de blogs. Ce détail est important, car pour en récupérer les informations publiées par ces sites, il va falloir comprendre la structure sous-jacente de ces blogs, c'est-à-dire la syntaxe HTML de leurs pages. Les sites Confusionnisme et Conspis hors de nos vi[II]es sont les plus simples à comprendre. En effet, ils sont tous les deux publiés grâce au moteur de blog WordPress, qui permet de parcourir les différentes pages d'un blog en rajoutant le suffixe `/page/n` à l'adresse-racine du site, de la manière suivante :

```
http://confusionnisme.info/page/1
http://confusionnisme.info/page/2
http://confusionnisme.info/page/3
...
http://conspishorsdenosvies.noblogs.org/page/1
http://conspishorsdenosvies.noblogs.org/page/2
http://conspishorsdenosvies.noblogs.org/page/3
...
```

En navigant ces liens, on s'aperçoit que les deux sites en question n'ont publié qu'un nombre limité de billets : il n'y a que 4 pages de billets sur le premier, et 5 pages sur le second. Le site Conspiracy Watch est, en comparaison, beaucoup plus riche : en effet, comme l'indique le compteur visible en bas de chaque page, le site compte 60 pages de billets, auxquelles le lecteur peut accéder en utilisant un suffixe différent, lié à l'utilisation d'un moteur de blog différent de WordPress. Dans ce cas de figure, le suffixe ne renvoie pas à une « page », mais à un « compteur » de billets, où le dernier billet publié est numéroté `0` :

```
http://www.conspiracywatch.info/?start=0
http://www.conspiracywatch.info/?start=20
http://www.conspiracywatch.info/?start=40
...
```

Suivant ce schéma de pagination, qui commence à `0` puis augmente de 20 billets par page, la page `60` va correspondre au suffixe `?start=1180`. On connaît donc désormais le nombres de pages à récupérer sur chacun des blogs étudiés, en notant bien que c'est le site Conspiracy Watch qui va fournir la très grande majorité des pages. On aurait pu « découvrir » ces informations de manière programmatique, en écrivant un peu de code pour ce faire, mais un repérage manuel du nombre de pages sur chacun des blogs est ici tout aussi rapide, même s'il faudra le mettre à jour lorsque les blogs auront publié de nouvelles pages de billets.

Les mots-clés

Sur chacun des blogs auxquels on s'intéresse, on trouve des billets très détaillés sur tel ou tel groupe diffusant une ou plusieurs « théories du complot ». Sur les blogs Confusionnisme et Conspiracy Watch, on trouve par exemple deux articles sur un groupuscule ayant appelé à un « Mouvement du 14 juillet » 2015. Sur le blog Conspis hors de nos vi[ll]es, qui a cessé de publier en mars 2012, le dernier billet évoque un autre exemple de ces groupes. Ces différents billets sont tous soigneusement catégorisés par de très nombreux mots-clés, qui incluent notamment les noms propres des individus cités ; ce billet, par exemple, se termine par les mots-clés suivants :

```
11 septembre, antiaméricanisme, apollo 11, etat islamique, etats-unis, laurent l
ouis, lune
```

Ces mots-clés sont destinés à permettre aux lecteurs de naviguer plus facilement à travers les différents billets du site, ainsi qu'à faciliter l'indexation du blog par les moteurs de recherche. Ce que l'on se propose de faire ici consiste à récupérer, pour chacun des billets publiés par chacun des trois blogs, l'ensemble de ces mots-clés, ainsi que les titres, les dates de publication et les adresses Internet – les URL – des billets auxquels ils correspondent. Ces données permettront par la suite de construire un réseau de co-occcurrences de ces mots-clés, c'est-à-dire une représentation graphique des associations entre ces mots-clés sur la base des trois sources utilisées.

Récupération des données

Pour récupérer les données des trois blogs, on va commencer par charger quelques extensions utilisées dans plusieurs autres chapitres : l'extension **dplyr** va servir à manipuler les données au fur et à mesure de leur récupération ; l'extension **readr** va servir à sauvegarder le résultat final au format CSV ; l'extension **lubridate** va servir à convertir les dates de publication des billets vers un même format générique ; et l'extension **stringr** va servir à nettoyer le texte récupéré.

```
R> library(dplyr)
   library(readr)
   library(lubridate)
   library(stringr)
```

Chargeons à présent l'extension **rvest**, qui va fournir les fonctions essentielles à la récupération des données de chacun des blogs. Comme l'explique l'auteur de l'extension, celle-ci est inspirée d'extensions équivalentes disponibles pour le langage Python. Sa fonctionnalité principale est de permettre à l'utilisateur, à l'aide d'une syntaxe simplifiée ou à l'aide de la syntaxe XPath, de sélectionner les différents éléments d'une page Web, à partir des balises HTML et CSS de cette page.[1]

```
R> library(rvest)
```

Récupération d'éléments HTML

Commençons par le blog Confusionnisme. Un rapide coup d'oeil au code source de sa page d'accueil montre que les billets publiés sur ce blog se trouvent dans une suite de structures : l'une d'entre elles, `<div id="scraping_content">`, qui se lit « diviseur à identifiant `content` », contient tous les billets, et à l'intérieur de cette structure, tous les titres de billets se trouvent dans un hyperlien `<a>` à l'intérieur d'une balise `<h1 class="entry-title">`, qui se lit « titre de niveau 1 de classe « entry-title ».

Récupérons désormais le code source de la page d'accueil du blog grâce à la fonction `html`. Une fois exécuté le code ci-dessous, affichez le contenu de l'objet `h` pour réaliser que vous venez de récupérer le code source HTML de la page d'accueil du blog :

```
R> h = html("http://confusionnisme.info/")
```

Sélectionnons, à présent, toutes les balises correspondant aux identifiants notés ci-dessus, grâce à la fonction `html_nodes`. Pour gagner de la place, on n'affichera ici que les deux premiers titres de billets que renvoie cette dernière fonction :

```
R> html_nodes(h, "#content .entry-title a") %>%
     head(2)
```

Le code ci-dessus signifie : « sélectionner tous les hyperliens `<a>`, à l'intérieur des éléments identifiés par la classe `entry-title`, à l'intérieur de l'élément portant l'identifiant `content` ». Comme l'on peut le voir, les identifiants des éléments HTML (`id`), qui sont censés être uniques, sont codés par un dièse (`#`), et les classes de ces mêmes éléments (`class`), qui peuvent se répéter, sont codées par un point (`.`). Ces codes sont identiques à ceux que l'on utilise pour attribuer des styles particuliers à ces éléments en langage CSS.

Les éléments HTML que l'on a sélectionnés contiennent aussi bien des balises HTML (telles que `<a>` et `<i>`) que du texte. Pour ne sélectionner que le texte, on rajoute la fonction `html_text` au code montré ci-dessus. Toujours par économie de place, on ne montre que les deux premiers résultats de ce nouvel enchaînement de fonctions :

1. Si vous ne connaissez rien aux langages HTML et CSS, c'est le moment ou jamais d'en apprendre les bases ! Un excellent site de référence pour ce faire est W3 Schools.

```
R> html_nodes(h, "#content .entry-title a") %>%
     html_text %>%
     head(2)
```

Voilà qui permet donc de récupérer les titres des billets ! Pour récupérer les hyperliens vers ces billets, rien de plus simple : au lieu de récupérer le texte des titres, il suffit de demander à récupérer l'attribut `href` de chaque lien, en utilisant la fonction `html_attr`. On obtient cette fois-ci les hyperliens complets vers chaque billet :

```
R> html_nodes(h, "#content .entry-title a") %>%
     html_attr("href") %>%
     head(2)
```

Présentons encore un exemple de sélection d'éléments sur la page d'accueil de ce blog, cette fois-ci en montrant l'intégralité des éléments récupérés, car ils prennent peu de place à l'écran. Ici, on récupère les dates de publications des billets, qui se trouvent, toujours selon le code source de la page, dans une balise `<time>` qui se trouve dans une balise `<header class="entry-meta">`. Le code que l'on donne à la fonction `html_nodes` est donc :

```
R> html_nodes(h, "#content header.entry-header time") %>%
     html_text
```

On voit bien ici que les deux premières dates sont identiques aux dates qui figurent dans les hyperliens des deux premiers billets, tels que vus plus haut.

```
R> html_nodes(h, "#content header.entry-header time") %>%
     html_text
```

Terminons, enfin, par un exemple plus compliqué. Comme on l'a déjà écrit, chacun des billets du blog est accompagné de plusieurs mots-clés. Après inspection du code source, on voit que ces mots-clés se trouvent regroupés dans un élément appelé `<span class="tag-links">`. Visionnons les deux premiers éléments en question, toujours à l'aide de la même syntaxe de sélection :

```
R> html_nodes(h, ".tag-links") %>%
       head(2)
```

Pour pouvoir stocker tous les mots-clés d'un billet sur la même ligne d'un fichier CSV, qui contiendra aussi le titre du billet, son hyperlien et sa date de publication, il va falloir regroupr ces mots-clés. On va donc, *à l'intérieur de chacun des éléments* de la liste d'éléments `<span>`, extraire le texte des mots-clés, contenus dans les éléments `<a>`, et les "coller" ensemble grâce à la fonction `paste0` et à son argument `collapse` :

```
R> html_nodes(h, ".tag-links") %>%
     sapply(function(x) html_nodes(x, "a") %>%
              html_text %>%
              paste0(collapse = ";")) %>%
     head(2)
```

L'astuce se trouve ici dans l'utilisation de la fonction `sapply`, qui permet de travailler sur chacun des éléments `<span class="tag-links">` de manière séparée. L'utilisation de la fonction *pipe* `%>%` a par ailleurs permis de travailler de manière cumulative, par essai-erreur, tout en produisant un code final plutôt lisible.

Récupération de plusieurs pages

On sait désormais comment récupérer les informations que l'on veut collecter. Le blog Confusionnisme n'ayant que 4 pages, il va être très simple de les récupérer à l'aide d'une petite boucle qui récupère chaque page, en extrait les données inspectées ci-dessus, et les rajoute à un jeu de données initialement vide, nommé `d1`, grâce à la fonction `rbind` :

```
R> d1 = data_frame()

   for(i in 1:4) {

     h = html(paste0("http://confusionnisme.info/page/", i))

     d1 = rbind(d1, data_frame(
       url = html_nodes(h, "#content .entry-title a") %>% html_attr("href"),
       title = html_nodes(h, "#content .entry-title a") %>% html_text,
       date = html_nodes(h, "#content header.entry-header time") %>% html_text,
       tags = html_nodes(h, ".tag-links") %>%
         sapply(function(x) html_nodes(x, "a") %>%
                  html_text %>%
                  paste0(collapse = ";"))
     ))

   }
```

À la date de publication de ce blog, ce petit bout de code récupère les 36 billets étalés sur les 4 pages du site Confusionnisme. Comme le montre l'inspection du résultat, le jeu de données que l'on vient de constituer contient l'adresse, le titre, la date de publication et les mots-clés de ces billets :

```
R> View(d1)
```

Il ne reste plus qu'à convertir la variable *date* vers le format générique `yyyy-mm-dd` que propose **R**

à travers la fonction `as.Date`. Pour convertir la variable, on utilise l'extension **lubridate**, qui peut facilement interpréter les mois écrits en langue française grâce à l'argument `locale` spécifié ci-dessous :

```
R> d1$date = parse_date_time(d1$date, "%d %m %Y", locale = "fr_FR") %>%
     as.Date
```

Utilisation de la syntaxe XPath

L'exemple que l'on vient de voir permet de récupérer les données du blog Confusionnisme. Il se trouve que ce code fonctionne presque aussi bien pour le blog Conspis hors de nos vi[ll]es : en effet, celui-ci utilisant aussi le moteur de blog WordPress, la structure de ses pages est quasiment identique à celle que l'on vient de voir. Voici le code complet pour récupérer les 5 pages de ce blog :

```
R> d2 = data_frame()

   for(i in 1:5) {

     h = html(paste0("http://conspishorsdenosvies.noblogs.org/page/", i))

     d2 = rbind(d2, data_frame(
       url = html_nodes(h, "#content .entry-title a") %>% html_attr("href"),
       title = html_nodes(h, "#content .entry-title a") %>% html_text,
       date = html_nodes(h, "#content .entry-date") %>% html_text,
       tags = html_nodes(h, ".tag-links") %>%
         sapply(function(x) html_nodes(x, xpath = "a[@rel='tag']") %>%
                  html_text %>%
                  paste0(collapse = ";"))
     ))

   }

   d2$date = parse_date_time(d2$date, "%d/%m/%Y") %>% as.Date
```

On remarquera que plusieurs petites choses ont changé : par exemple, sur le blog Conspis hors de nos vi[ll]es, les dates sont affichées dans un format `dd/mm/yyyy` qui ne nécessite pas de conversion, car chaque élément de la date est donné sous la forme d'un chiffre. On remarquera aussi que l'emplacement de la date a changé, car le gabarit graphique du blog diffère de celui de Confusionnisme et place cette information dans un élément différent du code source de la page.

Le changement le plus important ici concerne l'utilisation de la syntaxe XPath : en effet, pour récupérer les mots-clés, il nous a fallu limiter ceux-ci à ceux se trouvant dans des hyperliens (`<a>`) dont la propriété `rel` est égale à `tag`, pour ne pas également récupérer les mots-clés correspondant à des catégories du blog. La syntaxe XPath est un peu plus alambiquée : ici, c'est l'expression `a[@rel='tag']` qui accomplit l'opération souhaitée, à condition d'être bien passée à l'argument `xpath` de la fonction `html_nodes`.

Combinaison des résultats

Il nous reste un blog à couvrir : Conspiracy Watch. Le code pour celui-ci diffère assez fondamentalement des blogs précédents du point de vue de la syntaxe de ses pages, qui utilisent un moteur de blog complètement différent de WordPress. Après lecture de la source, on arrive au code suivant, qui récupère les mêmes variables que récupérées pour les deux autres blogs :

```
R> d3 = data_frame()

   for(i in seq(0, 1180, 20)) {

     h = html(paste0("http://www.conspiracywatch.info/?start=", i))

     d3 = rbind(d3, data_frame(
       url = html_nodes(h, "#mod_1260437 .titre a") %>% html_attr("href"),
       title = html_nodes(h, "#mod_1260437 .titre") %>% html_text %>% str_trim,
       date = html_nodes(h, "#mod_1260437 .cel_pied .date") %>% html_text,
       tags = html_nodes(h, "#mod_1260437 .cel_pied") %>%
         sapply(function(x) html_nodes(x, ".objet-tag a") %>%
                  html_text %>%
                  paste0(collapse = ";"))
     ))

   }

   d3$url = paste0("http://www.conspiracywatch.info", d3$url)
   d3$date = parse_date_time(d3$date, "%d %m %Y", locale = "fr_FR") %>% as.Date
```

Il ne reste plus qu'à combiner les différents résultats de nos récupérations, de les ordonner par date de publication, puis d'harmoniser les mots-clés a minima, en supprimant les traits d'union et en s'assurant qu'ils ne contiennent pas de lettres majuscules :

```
R> d = rbind(d1, d2, d3) %>% arrange(date)
   d$tags = gsub("-", " ", d$tags) %>% tolower
```

L'inspection du résultat montre que l'on dispose à présent d'un jeu de données contenant les métadonnées de 1,268 billets de blogs, dont l'immense majorité proviennent de Conspiracy Watch :

```
R> # nombre de billets récupérés
   nrow(d)
   # sources des billets
   table(substr(d$url, 1, 25))
```

Il ne reste plus qu'à sauvegarder ce résultat, pour réutilisation future :

```
R> write_csv(d, "data/conspi.csv")
```

Export de données

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

R propose différentes fonctions permettant d'exporter des données vers des formats variés.

Type de fichier souhaité	Fonction	Extension
texte	`write.table`	**utils**
CSV	`write.csv`	**utils**
CSV	`write_csv`	**readr**
Excel	`write.xlsx`	**xlsx**
dBase	`write.dbf`	**foreign**
SPSS	`write_sav`	**haven**
SPSS	`write.foreign`	**foreign**
Stata	`write.dta`	**foreign**
Stata	`write_dta`	**haven**
SAS	`write.foreign`	**foreign**
SPSS	`write.foreign`	**foreign**
Shapefile	`writePointsShape`	**maptools**
Shapefile	`writeLinesShape`	**maptools**
Shapefile	`writePolyShape`	**maptools**
ASCII Grid	`writeAsciiGrid`	**maptools**

À nouveau, pour plus de détails on se référera aux pages d'aide de ces fonctions et au manuel *R Data Import/Export* accessible à l'adresse suivante : http://cran.r-project.org/manuals.html.

Export de graphiques

Via l'interface de RStudio 251
Sauvegarder le fichier en tant qu'image 252
Sauvegarder le graphique en PDF 254
Copier le graphique dans le presse-papier 255
Export avec les commandes de R 256
Export avec ggplot2 257

Via l'interface de RStudio

L'export de graphiques est très facile avec **RStudio**. Lorsque l'on créé un graphique, ce dernier est affiché sous l'onglet *Plots* dans le quadrant inférieur droit. Il suffit de cliquer sur *Export* pour avoir accès à trois options différentes :

- *Save as image* pour sauvegarder le graphique en tant que fichier image ;
- *Save as PDF* pour sauvegarder le graphique dans un fichier **PDF** ;
- *Copy to Clipboard* pour copier le graphique dans le presse-papier (et pouvoir ainsi le coller ensuite dans un document **Word** par exemple).

Sauvegarder le fichier en tant qu'image

Figure 1. Sauvegarder un graphique en tant qu'image avec RStudio

La boîte de dialogue qui s'ouvre propose différentes options d'export :

- le type de fichier désiré ;

- le nom du fichier ;
- le répertoire où le fichier doit être créé (par défaut, il s'agit du répertoire de travail) ;
- la taille de l'image.

R peut exporter un graphique dans une grande variété de formats. Nous n'aborderons ici que les principaux. Les formats **PNG**, **JPEG** et **TIFF** sont des formats de type bitmap (on parle aussi d'images matricielles[1]). L'image est stockée sous forme de points, sa qualité dépendant de sa résolution, c'est-à-dire du nombre total de points qui la composent. L'intérêt des images matricielles est d'être toujours interprétées de manière identique quelque soit l'outil utilisé. Par contre, elles ne sont pas adaptées lorsque l'on souhaite effectuer des retouches avec un logiciel de dessin.

Pour une utilisation sur un site web, on privilégiera une résolution d'image modérée (entre 400 et 800 pixels de largeur) et les formats **PNG** ou **JPEG**. Pour un document destiné à être imprimé, on priviligiera une résolution plus élevée, pour éviter un phénomène dit de pixellisation.

Les images vectorielles[2] ont l'avantage de pouvoir être redimensionnées à volonté sans perte de qualité et produisent des fichiers en général de plus petite taille[3]. Elles sont donc tout à fait adaptées pour l'impression. Si l'on souhaite importer l'image dans **Word**, on choisira le format **Metafile** (le seul compris par ce logiciel). Pour **Libre Office** ou **Open Office**, on choisira le format **SVG**.

SVG (*scalable vector graphic*[4]) est un format libre permettant de décrire une image vectorielle. Les fichiers **SVG** peuvent être directement lus par la majorité des navigateurs récents (**Firefox**, **Chrome**, …). De plus, le logiciel libre de dessins **Inkscape**[5] permet d'éditer et de modifier des fichiers **SVG**. Ce format est donc tout à fait adapté pour les graphiques que l'on souhaite retoucher avant publication. Depuis **Inkscape**, il sera possible de faire un export **PNG** en haute résolution pour intégration dans un fichier **Word**.

On pourra modifier la taille de l'image avec les paramètres *Height* (hauteur) et *Width* (largeur). En cliquant sur *Update Preview* la prévisulation du rendu final sera mise à jour.

---

1. Voir http://fr.wikipedia.org/wiki/Image_matricielle.

2. Voir http://fr.wikipedia.org/wiki/Image_vectorielle.

3. Sauf dans le cas des graphiques complexes reposant sur des dégradés de couleurs, comme les cartes produites à partir de rasters. Auquel cas, il sera parfois préférable de privilégier un export dans un format *bitmap*.

4. Voir https://www.wikiwand.com/fr/Scalable_Vector_Graphics.

5. téléchargeable gratuitement sur https://inkscape.org/fr/.

Sauvegarder le graphique en PDF

Figure 2. Sauvegarder un graphique en PDF avec RStudio

Les options de la boîte de dialogue permettent de modifier la taille du fichier **PDF** et, bien entendu, d'indiquer le nom et le répertoire du fichier à créer.

En cliquant sur *Preview*, **RStudio** générera un fichier temporaire afin de visualiser le rendu final.

Copier le graphique dans le presse-papier

Figure 3. Copier un graphique dans le presse-papier avec RStudio

Il est possible de redimensionner le graphique. De plus, on précisera si l'on souhaite copier une version matricielle (*bitmap*) ou vectorielle (*metafile*) du graphique.

Export avec les commandes de R

On peut également exporter les graphiques dans des fichiers de différents formats directement avec des commandes **R**. Ceci a l'avantage de fonctionner sur toutes les plateformes et de faciliter la mise à jour du graphique exporté (on n'a qu'à relancer les commandes concernées pour que le fichier externe soit mis à jour).

La première possibilité est d'exporter le contenu d'une fenêtre déjà existante à l'aide de la fonction `dev.print`. On doit fournir à celle-ci le format de l'export (option `device`) et le nom du fichier (option `file`).

Par exemple :

```
R> boxplot(rnorm(100))
   dev.print(device = png, file = "export.png", width = 600)
```

Les formats de sortie possibles varient selon les plateformes, mais on retrouve partout les formats *bitmap* `png`, `jpeg`, `tiff` et les formats vectoriels `svg`, `postscript` ou `pdf`.

L'autre possibilité est de rediriger directement la sortie graphique dans un fichier, avant d'exécuter la commande générant la figure. On doit pour cela faire appel à l'une des commandes permettant cette redirection. Les plus courantes sont `png`, `jpeg` et `tiff` pour les formats *bitmap*, `svg`, `pdf`, `postscript` et `win.metafile` pour les formats vectoriels.

Ces fonctions prennent différentes options permettant de personnaliser la sortie graphique. Les plus courantes sont `width` et `height` qui donnent la largeur et la hauteur de l'image générée (en pixels pour les images bitmap, en pouces pour les images vectorielles) et `pointsize` qui donne la taille de base des polices de caractère utilisées.

```
R> png(file = "out.png", width = 800, height = 700)
   plot(rnorm(100))
   dev.off()
   pdf(file = "out.pdf", width = 9, height = 9, pointsize = 10)
   plot(rnorm(150))
   dev.off()
```

Il est nécessaire de faire un appel à la fonction `dev.off` après génération du graphique pour que le résultat soit bien écrit dans le fichier de sortie (dans le cas contraire on se retrouve avec un fichier vide).

Export avec ggplot2

Les graphiques produits par **ggplot2** peuvent être sauvegardés manuellement, comme vu précédemment, ou programmatiquement. Pour sauvegarder le dernier graphique affiché par **ggplot2** au format PNG, il suffit d'utiliser la fonction `ggsave`, qui permet d'en régler la taille (en pouces) et la résolution (en pixels par pouce ; 72 par défaut) :

```
R> ggsave("mon_graphique.png", width = 11, height = 8)
```

De la même manière, pour sauvegarder n'importe quel graphique construit avec **ggplot2** et stocké dans un objet, il suffit de préciser le nom de cet objet, comme ci-dessous, où l'on sauvegarde le graphique contenu dans l'objet `p` au format vectoriel PDF, qui préserve la netteté du texte et des autres éléments du graphique à n'importe quelle résolution d'affichage :

```
R> ggsave("mon_graphique.pdf", plot = p, width = 11, height = 8)
```

Export de tableaux

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Statistique univariée

Variable quantitative 262
Principaux indicateurs 262
Histogramme 263
Densité et répartition cumulée 266
Boîtes à moustaches 268
Variable qualitative 272
Tris à plat 272
Représentation graphique 276
Exporter les graphiques obtenus 282

NOTE

Ce chapitre est inspiré de la section *Premier travail avec les données* du support de cours Introduction à R réalisé par Julien Barnier.

On entend par statistique univariée l'étude d'une seule variable, que celle-ci soit quantitative ou qualitative. La statistique univariée fait partie de la statistique descriptive.

Nous utiliserons dans ce chapitre les données de l'enquête *Histoire de vie 2003* fournies avec l'extension **questionr**.

```
R> library(questionr)
   data("hdv2003")
   d <- hdv2003
```

Variable quantitative

Principaux indicateurs

Comme la fonction `str` nous l'a indiqué, notre tableau `d` contient plusieurs variables numériques ou variables quantitatives, dont la variable *heures.tv* qui représente le nombre moyen passé par les enquêtés à regarder la télévision quotidiennement. On peut essayer de déterminer quelques caractéristiques de cette variable, en utilisant les fonctions `mean` (moyenne), `sd` (écart-type), `min` (minimum), `max` (maximum) et `range` (étendue) :

```
R> mean(d$heures.tv)
```

```
[1] NA
```

```
R> mean(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1] 2.246566
```

```
R> sd(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1] 1.775853
```

```
R> min(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1] 0
```

```
R> max(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1] 12
```

```
R> range(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1]  0 12
```

On peut lui ajouter la fonction `median` qui donne la valeur médiane, `quantile` qui calcule plus généralement tout type de quantiles, et le très utile `summary` qui donne toutes ces informations ou presque en une seule fois, avec en prime le nombre de valeurs manquantes (`NA`) :

```
R> median(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
[1] 2
```

```
R> quantile(d$heures.tv, na.rm = TRUE)
```

```
  0%  25%  50%  75% 100%
   0    1    2    3   12
```

```
R> summary(d$heures.tv)
```

```
   Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.    NA's
  0.000   1.000   2.000   2.247   3.000  12.000       5
```

La fonction `summary` est une fonction générique qui peut être utilisée sur tout type d'objet, y compris un tableau de données. Essayez donc `summary(d)` .

Histogramme

Tout cela est bien pratique, mais pour pouvoir observer la distribution des valeurs d'une variable quantitative, il n'y a quand même rien de mieux qu'un bon graphique.

On peut commencer par un histogramme de la répartition des valeurs. Celui-ci peut être généré très facilement avec la fonction `hist` :

```
R> hist(d$heures.tv, main = "Nombre d'heures passées devant la télé par jou
   r", xlab = "Heures",
     ylab = "Effectif")
```

Figure 1. Exemple d'histogramme

Sous **RStudio**, les graphiques s'affichent dans l'onglet *Plots* du quadrant inférieur droit. Il est possible d'afficher une version plus grande de votre graphique en cliquant sur *Zoom*.

Ici, les options `main`, `xlab` et `ylab` permettent de personnaliser le titre du graphique, ainsi que les étiquettes des axes. De nombreuses autres options existent pour personnaliser l'histogramme, parmi celles-ci on notera :

- `probability` si elle vaut `TRUE`, l'histogramme indique la proportion des classes de valeurs au lieu des effectifs.
- `breaks` permet de contrôler les classes de valeurs. On peut lui passer un chiffre, qui indiquera alors le nombre de classes, un vecteur, qui indique alors les limites des différentes classes, ou encore une chaîne de caractère ou une fonction indiquant comment les classes doivent être calculées.
- `col` la couleur de l'histogramme[1].

1. Il existe un grand nombre de couleurs prédéfinies dans **R**. On peut récupérer leur liste en utilisant la fonction `colors`

Voir la page d'aide de la fonction `hist` pour plus de détails sur les différentes options. Les deux figures ci-après sont deux autres exemples d'histogramme.

```
R> hist(d$heures.tv, main = "Heures de télé en 7 classes", breaks = 7, xlab
   = "Heures",
     ylab = "Proportion", probability = TRUE, col = "orange")
```

Figure 2. Un autre exemple d'histogramme

---

en tapant simplement `colors()` dans la console, ou en consultant le document suivant : http://www.stat.columbia.edu/~tzheng/files/Rcolor.pdf.

```
R> hist(d$heures.tv, main = "Heures de télé avec classes spécifiées", break
   s = c(0,
     1, 4, 9, 12), xlab = "Heures", ylab = "Proportion", col = "red")
```

Figure 3. Encore un autre exemple d'histogramme

Densité et répartition cumulée

La fonction `density` permet d'obtenir une estimation par noyau[2] de la distribution du nombre d'heures consacrées à regarder la télévision. Le paramètre `na.rm = TRUE` indique que l'on souhaite retirer les valeurs manquantes avant de calculer cette courbe de densité.

Le résultat de cette estimation est ensuite représenté graphiquement à l'aide de `plot`. L'argument `main` permet de spécifier le titre du graphique.

2. Voir https://fr.wikipedia.org/wiki/Estimation_par_noyau

```
R> plot(density(d$heures.tv, na.rm = TRUE), main = "Heures consacrées à la t
   élévision")
```

Figure 4. Courbe de densité

De manière similaire, on peut calculer la fonction de répartition empirique ou *empirical cumulative distribution function* en anglais avec la fonction **ecdf**. Le résultat obtenu peut, une fois encore, être représenté sur un graphique à l'aide de la fonction `plot`.

```
R> plot(ecdf(d$heures.tv))
```

Figure 5. Fonction de répartition empirique cumulée

Boîtes à moustaches

Les boîtes à moustaches, ou *boxplots* en anglais, sont une autre représentation graphique de la répartition des valeurs d'une variable quantitative. Elles sont particulièrement utiles pour comparer les distributions de plusieurs variables ou d'une même variable entre différents groupes, mais peuvent aussi être utilisées pour représenter la dispersion d'une unique variable. La fonction qui produit ces graphiques est la fonction `boxplot`.

```
R> boxplot(d$heures.tv, main = "Nombre d'heures passées devant la télé par j
   our", ylab = "Heures")
```

Figure 6. Exemple de boîte à moustaches

Comment interpréter ce graphique ? On le comprendra mieux à partir de la figure ci-après[3].

3. Le code ayant servi à générer cette figure est une copie quasi conforme de celui présenté dans l'excellent document de Jean Lobry sur les graphiques de base avec **R**, téléchargeable sur le site du Pôle bioinformatique lyonnais : http://pbil.univ-lyon1.fr/R/pdf/lang04.pdf.

```
R> boxplot(d$heures.tv, col = grey(0.8), main = "Nombre d'heures passées dev
   ant la télé par jour",
     ylab = "Heures")
   abline(h = median(d$heures.tv, na.rm = TRUE), col = "navy", lty = 2)
   text(1.35, median(d$heures.tv, na.rm = TRUE) + 0.15, "Médiane", col = "na
   vy")
   Q1 <- quantile(d$heures.tv, probs = 0.25, na.rm = TRUE)
   abline(h = Q1, col = "darkred")
   text(1.35, Q1 + 0.15, "Q1 : premier quartile", col = "darkred", lty = 2)
   Q3 <- quantile(d$heures.tv, probs = 0.75, na.rm = TRUE)
   abline(h = Q3, col = "darkred")
   text(1.35, Q3 + 0.15, "Q3 : troisième quartile", col = "darkred", lty =
   2)
   arrows(x0 = 0.7, y0 = quantile(d$heures.tv, probs = 0.75, na.rm = TRUE),
   x1 = 0.7,
     y1 = quantile(d$heures.tv, probs = 0.25, na.rm = TRUE), length = 0.1, c
   ode = 3)
   text(0.7, Q1 + (Q3 - Q1)/2 + 0.15, "h", pos = 2)
   mtext("L'écart inter-quartile h contient 50 % des individus", side = 1)
   abline(h = Q1 - 1.5 * (Q3 - Q1), col = "darkgreen")
   text(1.35, Q1 - 1.5 * (Q3 - Q1) + 0.15, "Q1 -1.5 h", col = "darkgreen", l
   ty = 2)
   abline(h = Q3 + 1.5 * (Q3 - Q1), col = "darkgreen")
   text(1.35, Q3 + 1.5 * (Q3 - Q1) + 0.15, "Q3 +1.5 h", col = "darkgreen", l
   ty = 2)
```

Figure 7. Interprétation d'une boîte à moustaches

Le carré au centre du graphique est délimité par les premiers et troisième quartiles, avec la médiane représentée par une ligne plus sombre au milieu. Les « fourchettes » s'étendant de part et d'autres vont soit jusqu'à la valeur minimale ou maximale, soit jusqu'à une valeur approximativement égale au quartile le plus proche plus 1,5 fois l'écart interquartile. Les points se situant en-dehors de cette fourchette sont représentés par des petits ronds et sont généralement considérés comme des valeurs extrêmes, potentiellement aberrantes.

On peut ajouter la représentation des valeurs sur le graphique pour en faciliter la lecture avec des petits traits dessinés sur l'axe vertical (fonction `rug`) :

```
R> boxplot(d$heures.tv, main = "Nombre d'heures passées devant la télé par\n
   jour", ylab = "Heures")
   rug(d$heures.tv, side = 2)
```

Figure 8. Boîte à moustaches avec représentation des valeurs

Variable qualitative

Tris à plat

La fonction la plus utilisée pour le traitement et l'analyse des variables qualitatives (variable prenant ses valeurs dans un ensemble de modalités) est sans aucun doute la fonction `table`, qui donne les effectifs de chaque modalité de la variable, ce qu'on appelle un tri à plat ou tableau de fréquences.

```
R> table(d$sexe)
```

```
Homme Femme
  899  1101
```

La tableau précédent nous indique que parmi nos enquêtés on trouve 899 hommes et 1101 femmes.

Quand le nombre de modalités est élevé, on peut ordonner le tri à plat selon les effectifs à l'aide de la fonction `sort`.

```
R> table(d$occup)
```

```
Exerce une profession               Chomeur       Etudiant, eleve
                 1049                   134                    94
             Retraite   Retire des affaires              Au foyer
                  392                    77                   171
        Autre inactif
                   83
```

```
R> sort(table(d$occup))
```

```
  Retire des affaires         Autre inactif       Etudiant, eleve
                   77                    83                    94
              Chomeur              Au foyer              Retraite
                  134                   171                   392
Exerce une profession
                 1049
```

```
R> sort(table(d$occup), decreasing = TRUE)
```

```
Exerce une profession              Retraite              Au foyer
                 1049                   392                   171
              Chomeur       Etudiant, eleve         Autre inactif
                  134                    94                    83
  Retire des affaires
                   77
```

À noter que la fonction `table` exclut par défaut les non-réponses du tableau résultat. L'argument `useNA` de cette fonction permet de modifier ce comportement :

- avec `useNA="no"` (valeur par défaut), les valeurs manquantes ne sont jamais incluses dans le

tri à plat ;

- avec `useNA="ifany"`, une colonne `NA` est ajoutée si des valeurs manquantes sont présentes dans les données ;
- avec `useNA="always"`, une colonne `NA` est toujours ajoutée, même s'il n'y a pas de valeurs manquantes dans les données.

On peut donc utiliser :

```
R> table(d$trav.satisf, useNA = "ifany")
```

```
  Satisfaction Insatisfaction      Equilibre           <NA>
           480            117            451            952
```

L'utilisation de `summary` permet également l'affichage du tri à plat et du nombre de non-réponses :

```
R> summary(d$trav.satisf)
```

```
  Satisfaction Insatisfaction      Equilibre           NA's
           480            117            451            952
```

Pour obtenir un tableau avec la répartition en pourcentages, on peut utiliser la fonction `freq` de l'extension questionr[4].

```
R> freq(d$qualif)
```

```
                           n    % val%
Ouvrier specialise       203 10.2 12.3
Ouvrier qualifie         292 14.6 17.7
Technicien                86  4.3  5.2
Profession intermediaire 160  8.0  9.7
Cadre                    260 13.0 15.7
Employe                  594 29.7 35.9
Autre                     58  2.9  3.5
NA                       347 17.3   NA
```

La colonne `n` donne les effectifs bruts, la colonne `%` la répartition en pourcentages et `val%` la répartition en pourcentages, données manquantes exclues. La fonction accepte plusieurs paramètres permettant d'afficher les totaux, les pourcentages cumulés, de trier selon les effectifs ou de contrôler l'affichage. Par exemple :

4. En l'absence de l'extension questionr, on pourra se rabattre sur la fonction `prop.table` avec la commande suivante : `prop.table(table(d$qualif))`.

```
R> freq(d$qualif, cum = TRUE, total = TRUE, sort = "inc", digits = 2, exclude = N
   A)
```

```
                            n      %   %cum
Autre                      58   3.51   3.51
Technicien                 86   5.20   8.71
Profession intermediaire  160   9.68  18.39
Ouvrier specialise        203  12.28  30.67
Cadre                     260  15.73  46.40
Ouvrier qualifie          292  17.66  64.07
Employe                   594  35.93 100.00
Total                    1653 100.00 100.00
```

La colonne `%cum` indique ici le pourcentage cumulé, ce qui est ici une très mauvaise idée puisque pour ce type de variable cela n'a aucun sens. Les lignes du tableau résultat ont été triés par effectifs croissants, les totaux ont été ajoutés, les non-réponses exclues et les pourcentages arrondis à deux décimales.

La fonction `freq` est également en mesure de tenir compte des étiquettes de valeurs lorsqu'on utilise des données labellisées, page 101. Ainsi :

```
R> data(fecondite)
   describe(femmes$region)
```

```
[2000 obs.] Région de résidence
labelled double: 4 4 4 4 4 3 3 3 3 3 ...
min: 1 - max: 4 - NAs: 0 (0%) - 4 unique values
4 value labels: [1] Nord [2] Est [3] Sud [4] Ouest

             n     %
[1] Nord   707  35.4
[2] Est    324  16.2
[3] Sud    407  20.3
[4] Ouest  562  28.1
Total     2000 100.0
```

```
R> freq(femmes$region)
```

```
            n    % val%
[1] Nord  707 35.4 35.4
[2] Est   324 16.2 16.2
[3] Sud   407 20.3 20.3
[4] Ouest 562 28.1 28.1
```

```
R> freq(femmes$region, levels = "labels")
```

```
        n    % val%
Nord  707 35.4 35.4
Est   324 16.2 16.2
Sud   407 20.3 20.3
Ouest 562 28.1 28.1
```

```
R> freq(femmes$region, levels = "values")
```

```
    n    % val%
1 707 35.4 35.4
2 324 16.2 16.2
3 407 20.3 20.3
4 562 28.1 28.1
```

Pour plus d'informations sur la fonction `freq`, consultez sa page d'aide en ligne avec `?freq` ou `help("freq")`.

Représentation graphique

Pour représenter la répartition des effectifs parmi les modalités d'une variable qualitative, on a souvent tendance à utiliser des diagrammes en secteurs (camemberts). Ceci est possible sous **R** avec la fonction `pie`, mais la page d'aide de la dite fonction nous le déconseille assez vivement : les diagrammes en secteur sont en effet une mauvaise manière de présenter ce type d'information, car l'oeil humain préfère comparer des longueurs plutôt que des surfaces[5].

On privilégiera donc d'autres formes de représentations, à savoir les diagrammes en bâtons et les diagrammes de Cleveland.

Les diagrammes en bâtons sont utilisés automatiquement par **R** lorsqu'on applique la fonction générique `plot` à un tri à plat obtenu avec `table`. On privilégiera cependant ce type de représentations pour les variables de type numérique comportant un nombre fini de valeurs. Le nombre de frères, soeurs, demi-frères et demi-soeurs est un bon exemple :

5. On trouvera des exemples illustrant cette idée dans le document de Jean Lobry cité précédemment.

```
R> plot(table(d$freres.soeurs), main = "Nombre de frères, soeurs, demi-frère
   s et demi-soeurs",
     ylab = "Effectif")
```

Figure 9. Exemple de diagramme en bâtons

Pour les autres types de variables qualitatives, on privilégiera les diagrammes de Cleveland, obtenus avec la fonction `dotchart`. On doit appliquer cette fonction au tri à plat de la variable, obtenu avec `table`[6] :

6. Pour des raisons liées au fonctionnement interne de la fonction `dotchart`, on doit transformer le tri à plat en matrice, d'où l'appel à la fonction `as.matrix`.

```
R> dotchart(as.matrix(table(d$clso))[, 1], main = "Sentiment d'appartenance
   à une classe sociale",
     pch = 19)
```

Figure 10. Exemple de diagramme de Cleveland

NOTE

Il est possible d'entrer directement la commande suivante dans la console :

```
R> dotchart(table(d$clso))
```

R produira bien le diagramme de Cleveland désiré mais affichera un message d'avertissement (*Warning*) car pour des raisons liées au fonctionnement interne de la fonction `dotchart`, il est attendu une matrice ou un vecteur, non un objet de type table. Pour éviter cet avertissement, il est nécessaire de faire appel à la fonction `as.matrix`.

```
R> dotchart(as.matrix(table(d$clso)))
```

Dans le cas présent, on voit apparaître un chiffre 1 au-dessus des modalités. En fait, `dotchart` peut être appliqué au résultat d'un tableau croisé à deux entrées, auquel cas il présentera les résultats pour chaque colonne. Comme dans l'exemple ci-après.

```
R> dotchart(as.matrix(table(d$clso, d$sexe)))
```

Cela ne résoud pas le problème pour notre diagramme de Cleveland issu d'un tri à plat simple. Pour bien comprendre, la fonction `as.matrix` a produit un objet à deux dimensions ayant une colonne et plusieurs lignes. On indiquera à **R** que l'on ne souhaite extraire la première colonne avec `[, 1]` (juste après l'appel à `as.matrix`). C'est ce qu'on appelle l'*indexation*, abordée plus en détail dans le chapitre Listes et tableaux de données, page 77.

Quand la variable comprend un grand nombre de modalités, il est préférable d'ordonner le tri à plat obtenu à l'aide de la fonction `sort` :

```
R> dotchart(as.matrix(sort(table(d$qualif)))[, 1], main = "Niveau de qualifi
   cation")
```

Figure 11. Exemple de diagramme de Cleveland ordonné

NOTE

L'agument `pch`, qui est utilisé par la plupart des graphiques de type points, permet de spécifier le symbole à utiliser. Il peut prendre soit un nombre entier compris entre 0 et 25, soit un charactère textuel (voir ci-dessous).

Exporter les graphiques obtenus

L'export de graphiques est très facile avec **RStudio**. Lorsque l'on créé un graphique, ce dernier est affiché sous l'onglet *Plots* dans le quadrant inférieur droit. Il suffit de cliquer sur *Export* pour avoir accès à trois options différentes :

- *Save as image* pour sauvegarder le graphique en tant que fichier image ;
- *Save as PDF* pour sauvegarder le graphique dans un fichier **PDF** ;
- *Copy to Clipboard* pour copier le graphique dans le presse-papier (et pouvoir ainsi le coller ensuite dans un document **Word** par exemple).

Pour une présentation détaillée de l'export de graphiques avec **RStudio**, ainsi que pour connaître les commandes **R** permettant d'exporter des graphiques via un script, on pourra se référer au chapitre dédié,

page 251.

Statistique bivariée

Deux variables quantitatives 286
Trois variables ou plus 293
Une variable quantitative et une variable qualitative 295
Représentations graphiques 295
Tests statistiques 297
Deux variables qualitatives 301
Tableau croisé 301
Pourcentages en ligne et en colonne 304
Représentation graphique 306
Tests statistiques 309

NOTE

La version originale de ce chapitre a été écrite par Julien Barnier dans le cadre du support de cours Introduction à R.

On entend par statistique bivariée l'étude des relations entre deux variables, celles-ci pouvant être quantitatives ou qualitatives. La statistique bivariée fait partie de la statistique descriptive.

La statistique univariée a quant à elle déjà été abordée dans un chapitre dédié, page 261.

Comme dans la partie précédente, on travaillera sur les jeux de données fournis avec l'extension **questionr** et tiré de l'enquête *Histoire de vie* et du recensement 1999 :

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
   data(rp99)
```

Deux variables quantitatives

La comparaison de deux variables quantitatives se fait en premier lieu graphiquement, en représentant l'ensemble des couples de valeurs. On peut ainsi représenter les valeurs du nombre d'heures passées devant la télévision selon l'âge.

```
R> plot(d$age, d$heures.tv)
```

Figure 1. Nombre d'heures de télévision selon l'âge

Le fait que des points sont superposés ne facilite pas la lecture du graphique. On peut utiliser une représentation avec des points semi-transparents.

```
R> plot(d$age, d$heures.tv, pch = 19, col = rgb(1, 0, 0, 0.1))
```

Figure 2. Nombre d'heures de télévision selon l'âge avec semi-transparence

Plus sophistiqué, on peut faire une estimation locale de densité et représenter le résultat sous forme de « carte ». Pour cela on commence par isoler les deux variables, supprimer les observations ayant au moins une valeur manquante à l'aide de la fonction `complete.cases`, estimer la densité locale à l'aide de la fonction `kde2d` de l'extension **MASS**[1] et représenter le tout à l'aide d'une des fonctions `image`, `contour` ou `filled.contour`…

1. **MASS** est installée par défaut avec la version de base de **R**.

```
R> library(MASS)
   tmp <- d[, c("age", "heures.tv")]
   tmp <- tmp[complete.cases(tmp), ]
   filled.contour(kde2d(tmp$age, tmp$heures.tv), color = terrain.colors)
```

Figure 3. Représentation de l'estimation de densité locale

Une représentation alternative de la densité locale peut être obtenue avec la fonction `smoothScatter`.

```
R> smoothScatter(d[, c("age", "heures.tv")])
```

Figure 4. Représentation alternative de l'estimation de densité locale

Dans tous les cas, il n'y a pas de structure très nette qui semble se dégager. On peut tester ceci mathématiquement en calculant le coefficient de corrélation entre les deux variables à l'aide de la fonction `cor` :

```
R> cor(d$age, d$heures.tv, use = "complete.obs")
```

```
[1] 0.1776249
```

L'option `use` permet d'éliminer les observations pour lesquelles l'une des deux valeurs est manquante. Le coefficient de corrélation est très faible.

On va donc s'intéresser plutôt à deux variables présentes dans le jeu de données `rp99`, la part de diplômés du supérieur et la proportion de cadres dans les communes du Rhône en 1999.

À nouveau, commençons par représenter les deux variables.

```
R> plot(rp99$dipl.sup, rp99$cadres, ylab = "Part des cadres", xlab = "Part d
   es diplomês du supérieur")
```

Figure 5. Proportion de cadres et proportion de diplômés du supérieur

Ça ressemble déjà beaucoup plus à une relation de type linéaire.

Calculons le coefficient de corrélation :

```
R> cor(rp99$dipl.sup, rp99$cadres)
```

```
[1] 0.8975282
```

C'est beaucoup plus proche de 1. On peut alors effectuer une régression linéaire complète en utilisant la fonction `lm` :

```
R> reg <- lm(cadres ~ dipl.sup, data = rp99)
   summary(reg)
```

```
Call:
lm(formula = cadres ~ dipl.sup, data = rp99)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-9.6905 -1.9010 -0.1823  1.4913 17.0866 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)  1.24088    0.32988   3.762 0.000203 ***
dipl.sup     1.38352    0.03931  35.196  < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 3.281 on 299 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.8056,	Adjusted R-squared:  0.8049 
F-statistic:  1239 on 1 and 299 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Le résultat montre que les coefficients sont significativement différents de 0. La part de cadres augmente donc avec celle de diplômés du supérieur (ô surprise). On peut très facilement représenter la droite de régression à l'aide de la fonction `abline`.

```
R> plot(rp99$dipl.sup, rp99$cadres, ylab = "Part des cadres", xlab = "Part d
   es diplômés du supérieur")
   abline(reg, col = "red")
```

Figure 6. Régression de la proportion de cadres par celle de diplômés du supérieur

NOTE

On remarquera que le premier argument passé à la fonction `lm` a une syntaxe un peu particulière. Il s'agit d'une formule, utilisée de manière générale dans les modèles statistiques. On indique la variable d'intérêt à gauche et la variable explicative à droite, les deux étant séparées par un tilde `~` (obtenu sous **Windows** en appuyant simultanément sur les touches `Alt Gr` et `2`). On remarquera que les noms des colonnes de notre tableau de données ont été écrites sans guillemets.

Dans le cas présent, nous avons calculé une régression linéaire simple entre deux variables, d'où l'écriture `cadres ~ dipl.sup`. Si nous avions voulu expliquer une variable *z* par deux variables *x* et *y*, nous aurions écrit `z ~ x + y`. Il est possible de spécifier des modèles encore plus complexes.

Pour un aperçu de la syntaxe des formules sous **R**, voir http://ww2.coastal.edu/kingw/statistics/R-tutorials/formulae.html.

Trois variables ou plus

Lorsque l'on souhaite représenter trois variables quantitatives simultanément, il est possible de réaliser un nuage de points représentant les deux premières variables sur l'axe horizontal et l'axe vertical et en faisant varier la taille des points selon la troisième variable, en utilisant l'argument `cex` de la fonction `plot`.

```
R> plot(rp99$dipl.aucun, rp99$tx.chom, cex = rp99$pop.tot/10^4)
```

Figure 7. Nuage de points avec taille des points proportionnels à une troisième variable

Lorsque l'on étudie un plus grand nombres de variables quantitatives, il est peut être utile de réaliser une matrice de nuages de points, qui compare chaque variable deux à deux et qui s'obtient facilement avec la fonction `pairs`.

```
R> pairs(rp99[, c("proprio", "hlm", "locataire", "maison")])
```

Figure 8. Matrice de nuages de points

Une variable quantitative et une variable qualitative

Représentations graphiques

Quand on parle de comparaison entre une variable quantitative et une variable qualitative, on veut en général savoir si la distribution des valeurs de la variable quantitative est la même selon les modalités de la variable qualitative. En clair : est ce que l'âge de ceux qui écoutent du hard rock est différent de l'âge de ceux qui n'en écoutent pas ?

Là encore, l'idéal est de commencer par une représentation graphique. Les boîtes à moustaches (*boxplot* en anglais) sont parfaitement adaptées pour cela.

Si on a construit des sous-populations d'individus écoutant ou non du hard rock, on peut utiliser la fonction `boxplot`.

```
R> d.hard <- subset(d, hard.rock == "Oui")
   d.non.hard <- subset(d, hard.rock == "Non")
   boxplot(d.hard$age, d.non.hard$age)
```

Figure 9. Boxplot de la répartition des âges (sous-populations)

Mais construire les sous-populations n'est pas nécessaire. On peut utiliser directement la version de `boxplot` prenant une formule en argument.

```
R> boxplot(age ~ hard.rock, data = d)
```

Figure 10. Boxplot de la répartition des âges (formule)

À première vue, ô surprise, la population écoutant du hard rock a l'air sensiblement plus jeune. Peut-on le tester mathématiquement ?

Tests statistiques

On peut calculer la moyenne d'âge des deux groupes en utilisant la fonction `tapply`[2] :

```
R> tapply(d$age, d$hard.rock, mean)
```

```
     Non      Oui
48.30211 27.57143
```

2. La fonction `tapply` est présentée plus en détails dans le chapitre Manipulation de données.

L'écart est important. Est-il statistiquement significatif ? Pour cela on peut faire un test t de Student comparaison de moyennes à l'aide de la fonction `t.test` :

```
R> t.test(d$age ~ d$hard.rock)
```

```
    Welch Two Sample t-test

data:  d$age by d$hard.rock
t = 9.6404, df = 13.848, p-value = 1.611e-07
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 16.11379 25.34758
sample estimates:
mean in group Non mean in group Oui
         48.30211          27.57143
```

Le test est extrêmement significatif. L'intervalle de confiance à 95 % de la différence entre les deux moyennes va de 14,5 ans à 21,8 ans.

NOTE

La valeur affichée pour *p* est de `1.611e-07`. Cette valeur peut paraître étrange pour les non avertis. Cela signifie tout simplement 1,611 multiplié par 10 à la puissance -7, autrement dit 0,0000001611. Cette manière de représenter un nombre est couramment appelée notation scientifique.

Pour plus de détails, voir http://fr.wikipedia.org/wiki/Notation_scientifique.

Nous sommes cependant allés un peu vite en besogne, car nous avons négligé une hypothèse fondamentale du test *t* : les ensembles de valeur comparés doivent suivre approximativement une loi normale et être de même variance[3]. Comment le vérifier ?

D'abord avec un petit graphique composés de deux histogrammes :

3. Concernant cette seconde condition, `t.test` propose une option nommée `var.equal` qui permet d'utiliser une approximation dans le cas où les variances ne sont pas égales.

```
R> par(mfrow = c(1, 2))
   hist(d$age[d$hard.rock == "Oui"], main = "Hard rock", col = "red")
   hist(d$age[d$hard.rock == "Non"], main = "Sans hard rock", col = "red")
```

Figure 11. Distribution des âges pour appréciation de la normalité

NOTE

La fonction `par` permet de modifier de nombreux paramètres graphiques. `par(mfrow = c(1, 2))` sert à indiquer que l'on souhaite afficher deux graphiques sur une même fenêtre, plus précisément que la fenêtre doit comporter une ligne et deux colonnes.

Ça a l'air à peu près bon pour les « Sans hard rock », mais un peu plus limite pour les fans de *Metallica*, dont les effectifs sont d'ailleurs assez faibles. Si on veut en avoir le coeur net on peut utiliser le test de normalité de Shapiro-Wilk avec la fonction `shapiro.test` :

```
R> shapiro.test(d$age[d$hard.rock == "Oui"])
```

```
    Shapiro-Wilk normality test

data:  d$age[d$hard.rock == "Oui"]
W = 0.86931, p-value = 0.04104
```

```
R> shapiro.test(d$age[d$hard.rock == "Non"])
```

```
    Shapiro-Wilk normality test

data:  d$age[d$hard.rock == "Non"]
W = 0.98141, p-value = 2.079e-15
```

Visiblement, le test estime que les distributions ne sont pas suffisamment proches de la normalité dans les deux cas.

Et concernant l'égalité des variances ?

```
R> tapply(d$age, d$hard.rock, var)
```

```
      Non       Oui
285.62858  62.72527
```

L'écart n'a pas l'air négligeable. On peut le vérifier avec le test d'égalité des variances fourni par la fonction `var.test` :

```
R> var.test(d$age ~ d$hard.rock)
```

```
    F test to compare two variances

data:  d$age by d$hard.rock
F = 4.5536, num df = 1985, denom df = 13, p-value = 0.003217
alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 1.751826 8.694405
sample estimates:
ratio of variances
          4.553644
```

La différence est très significative. En toute rigueur le test *t* n'aurait donc pas pu être utilisé.

Damned ! Ces maudits tests statistiques vont-ils nous empêcher de faire connaître au monde entier notre fabuleuse découverte sur l'âge des fans de *Sepultura* ? Non ! Car voici qu'approche à l'horizon un nouveau test, connu sous le nom de Wilcoxon/Mann-Whitney. Celui-ci a l'avantage d'être non-paramétrique, c'est à dire de ne faire aucune hypothèse sur la distribution des échantillons comparés. Par contre il ne compare pas des différences de moyennes mais des différences de médianes :

```
R> wilcox.test(d$age ~ d$hard.rock)
```

```
    Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data:  d$age by d$hard.rock
W = 23980, p-value = 2.856e-06
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
```

Ouf ! La différence est hautement significative[4]. Nous allons donc pouvoir entamer la rédaction de notre article pour la *Revue française de sociologie*.

Deux variables qualitatives

La comparaison de deux variables qualitatives s'appelle en général un tableau croisé. C'est sans doute l'une des analyses les plus fréquentes lors du traitement d'enquêtes en sciences sociales.

Tableau croisé

La manière la plus simple d'obtenir un tableau croisé est d'utiliser la fonction `table` en lui donnant en paramètres les deux variables à croiser. En l'occurrence nous allons croiser un recodage du niveau de qualification regroupé avec le fait de pratiquer un sport.

On commence par calculer la variable recodée et par afficher le tri à plat des deux variables :

```
R> d$qualif2 <- as.character(d$qualif)
   d$qualif2[d$qualif %in% c("Ouvrier specialise", "Ouvrier qualifie")] <- "Ouvri
   er"
   d$qualif2[d$qualif %in% c("Profession intermediaire", "Technicien")] <- "Inter
   mediaire"
   table(d$qualif2)
```

```
        Autre         Cadre       Employe Intermediaire       Ouvrier
```

4. Ce test peut également fournir un intervalle de confiance avec l'option `conf.int=TRUE`.

```
          58          260          594          246          495
```

Le tableau croisé des deux variables s'obtient de la manière suivante :

```
R> table(d$sport, d$qualif2)
```

```

     Autre Cadre Employe Intermediaire Ouvrier
  Non    38   117     401           127     381
  Oui    20   143     193           119     114
```

NOTE

Il est tout à fait possible de croiser trois variables ou plus. Par exemple :

```
R> table(d$sport, d$cuisine, d$sexe)
```

```
, ,  = Homme


     Non Oui
  Non 401 129
  Oui 228 141

, ,  = Femme


     Non Oui
  Non 358 389
  Oui 132 222
```

Une alternative à la fonction `table` est la fonction `xtabs`. On indiquera à cette dernière le croisement à effectuer à l'aide d'une formule puis l'objet contenant nos données. Comme il ne s'agit pas d'un modèle avec une variable à expliquer, toutes les variables seront indiquées à la droite du symbole `~` et séparées par `+`.

```
R> xtabs(~sport, d)
```

```
sport
```

```
 Non  Oui
1277  723
```

```
R> xtabs(~sport + cuisine, d)
```

```
     cuisine
sport Non Oui
  Non 759 518
  Oui 360 363
```

```
R> xtabs(~sport + cuisine + sexe, d)
```

```
, , sexe = Homme

     cuisine
sport Non Oui
  Non 401 129
  Oui 228 141

, , sexe = Femme

     cuisine
sport Non Oui
  Non 358 389
  Oui 132 222
```

On remarquera que le rendu par défaut est en général plus lisible car le nom des variables est indiqué, permettant de savoir quelle variable est affichée en colonnes et laquelle en lignes.

Si l'on utilise des données labellisées, page 101, la fonction `xtabs` ne prendra pas en compte les étiquettes de valeur.

```
R> data(fecondite)
   xtabs(~educ + region, femmes)
```

```
    region
educ   1   2   3   4
   0 387 213 282 256
   1 179  53  86 142
   2 123  57  37 131
   3  18   1   2  33
```

On pourra alors utiliser la fonction `ltabs` de l'extension **question**, qui fonctionne exactement comme `xtabs`, à ceci près qu'elle prendra en compte les étiquettes de variable et de valeur quand elles existent.

```
R> ltabs(~educ + region, femmes)
```

```
                        region: Région de résidence
educ: Niveau d'éducation [1] Nord [2] Est [3] Sud [4] Ouest
          [0] aucun           387     213     282       256
          [1] primaire        179      53      86       142
          [2] secondaire      123      57      37       131
          [3] supérieur        18       1       2        33
```

Pourcentages en ligne et en colonne

On n'a cependant que les effectifs, ce qui rend difficile les comparaisons. L'extension **questionr** fournit des fonctions permettant de calculer facilement les pourcentages lignes, colonnes et totaux d'un tableau croisé.

Les pourcentages lignes s'obtiennent avec la fonction `lprop`[5]. Celle-ci s'applique au tableau croisé généré par `table` ou `xtabs` :

```
R> tab <- table(d$sport, d$qualif2)
   lprop(tab)
```

```
           Autre Cadre Employe Intermediaire Ouvrier Total
  Non        3.6  11.0  37.7    11.9          35.8   100.0
  Oui        3.4  24.3  32.8    20.2          19.4   100.0
  Ensemble   3.5  15.7  35.9    14.9          29.9   100.0
```

```
R> tab <- xtabs(~sport + qualif2, d)
   lprop(tab)
```

```
          qualif2
sport      Autre Cadre Employe Intermediaire Ouvrier Total
  Non        3.6  11.0  37.7    11.9          35.8   100.0
  Oui        3.4  24.3  32.8    20.2          19.4   100.0
  Ensemble   3.5  15.7  35.9    14.9          29.9   100.0
```

5. Il s'agit en fait d'un alias pour les francophones de la fonction `rprop`.

Les pourcentages ligne ne nous intéressent guère ici. On ne cherche pas à voir quelle est la proportion de cadres parmi ceux qui pratiquent un sport, mais plutôt quelle est la proportion de sportifs chez les cadres. Il nous faut donc des pourcentages colonnes, que l'on obtient avec la fonction `cprop` :

```
R> cprop(tab)
```

```
       qualif2
sport   Autre Cadre Employe Intermediaire Ouvrier Ensemble
  Non    65.5  45.0  67.5    51.6          77.0    64.4
  Oui    34.5  55.0  32.5    48.4          23.0    35.6
  Total 100.0 100.0 100.0   100.0         100.0   100.0
```

Dans l'ensemble, le pourcentage de personnes ayant pratiqué un sport est de 35,6 %. Mais cette proportion varie fortement d'une catégorie professionnelle à l'autre : 55,0 % chez les cadres contre 23,0 % chez les ouvriers.

Enfin, les pourcentage totaux s'obtiennent avec la fonction `prop` :

```
R> prop(tab)
```

```
       qualif2
sport   Autre Cadre Employe Intermediaire Ouvrier Total
  Non     2.3   7.1  24.3     7.7          23.0    64.4
  Oui     1.2   8.7  11.7     7.2           6.9    35.6
  Total   3.5  15.7  35.9    14.9          29.9   100.0
```

À noter qu'on peut personnaliser l'affichage de ces tableaux de pourcentages à l'aide de différentes options, dont `digits` qui règle le nombre de décimales à afficher et `percent` qui indique si on souhaite ou non rajouter un symbole `%` dans chaque case du tableau. Cette personnalisation peut se faire directement au moment de la génération du tableau et dans ce cas elle sera utilisée par défaut :

```
R> ctab <- cprop(tab, digits = 2, percent = TRUE)
   ctab
```

```
       qualif2
sport   Autre   Cadre   Employe Intermediaire Ouvrier Ensemble
  Non    65.52%  45.00%  67.51%  51.63%        76.97%  64.37%
  Oui    34.48%  55.00%  32.49%  48.37%        23.03%  35.63%
  Total 100.00% 100.00% 100.00% 100.00%       100.00% 100.00%
```

ou bien ponctuellement en passant les mêmes arguments à la fonction `print` :

```
R> ctab <- cprop(tab)
   print(ctab, percent = TRUE)
```

```
       qualif2
sport    Autre  Cadre  Employe Intermediaire Ouvrier Ensemble
  Non     65.5%  45.0%  67.5%   51.6%         77.0%   64.4%
  Oui     34.5%  55.0%  32.5%   48.4%         23.0%   35.6%
  Total 100.0% 100.0% 100.0%  100.0%        100.0%  100.0%
```

Représentation graphique

On peut obtenir une représentation graphique synthétisant l'ensemble des résultats obtenus sous la forme d'un graphique en mosaïque grâce à la fonction `mosaicplot`.

```
R> mosaicplot(qualif2 ~ sport, data = d, shade = TRUE, main = "Graphe en mos
   aïque")
```

Figure 12. Exemple de graphe en mosaïque

Comment interpréter ce graphique haut en couleurs[6] ? Chaque rectangle représente une case de tableau. Sa largeur correspond aux pourcentages en colonnes (il y a beaucoup d'employés et d'ouvriers et très peu d'« Autre »). Sa hauteur correspond aux pourcentages en lignes : la proportion de sportifs chez les cadres est plus élevée que chez les employés. Enfin, la couleur de la case correspond au résidu du test du ^{2} correspondant : les cases en rouge sont sous-représentées, les cases en bleu sur-représentées, et les cases blanches sont statistiquement proches de l'hypothèse d'indépendance.

6. Sauf s'il est imprimé en noir et blanc…

NOTE

Les graphiques en mosaïque permettent notamment de représenter des tableaux croisés à 3 ou 4 dimensions, voire plus.

L'extension **vcd** fournie une fonction `mosaic` fournissant plus d'options pour la création d'un graphique en mosaïque, permettant par exemple d'indiquer quelles variables doivent être affichées horizontalement ou verticalement, ou encore de colorier le contenu des rectangles en fonction d'une variable donnée, …

```
R> library(vcd)
   mosaic(~sport + cuisine + sexe, d, highlighting = "sexe", main = "Exemple d
   e graphique en mosaïque à 3 dimensions")
```

Lorsque l'on s'intéresse principalement aux variations d'une variable selon une autre, par exemple ici à la pratique du sport selon le niveau de qualification, il peut être intéressant de présenter les pourcentages en colonne sous la forme de barres cumulées.

```
R> barplot(cprop(tab, total = FALSE), main = "Pratique du sport selon le niv
   eau de qualification")
```

Figure 13. Exemple de barres cumulées

Tests statistiques

Pour un test de comparaison de proportions, un test du Chi² ou encore un test exact de Fisher, on pourra se référer au chapitre dédié aux test statistiques de comparaison, page 391.

Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques

Les données de l'exemple . . . 312
Nettoyage des données . . . 313
Recodage d'une variable . . . 315
Visualisation des données . . . 315
Visualisation par «petits multiples» . . . 317
Visualisation en séries temporelles . . . 319
Combinaisons d'éléments graphiques . . . 320
Composition graphique avec ggplot2 . . . 321
Couleurs et échelles . . . 323
Utilisation des thèmes . . . 327
Export des graphiques . . . 329
Pour aller plus loin . . . 329
Ressources essentielles . . . 331
Extensions de ggplot2 . . . 331

NOTE

Ce chapitre est tiré d'une séance de cours de François Briatte et destinée à des étudiants de L2 sans aucune connaissance de **R**. Cette séance de cours est elle-même inspirée d'un exercice tiré d'un cours de Cosma Shalizi.

R possède un puissant moteur graphique interne, qui permet de «dessiner» dans un graphique en y rajoutant des segments, des points, du texte, ou toutes sortes d'autres symboles. Toutefois, pour produire un graphique complet avec les fonctions basiques de **R**, il faut un peu bricoler : d'abord, ouvrir une fenêtre ; puis rajouter des points ; puis rajouter des lignes ; tout en configurant les couleurs au fur-et-à-mesure ; puis finir par fermer la fenêtre graphique.

L'extension **ggplot2**[1], développée par Hadley Wickham et mettant en œuvre la «grammaire graphique» théorisée par Leland Wilkinson, devient vite indispensable lorsque l'on souhaite réaliser des graphiques

plus complexes[2].

Ce chapitre, articulé autour d'une étude de cas, présente **ggplot2** à partir d'un exemple simple de visualisation de séries temporelles, puis rentre dans le détail de sa syntaxe. Pour une présentation plus formelle, on pourra se référer au chapitre dédié de la section *Approfondir*.

Les données de l'exemple

Il y a quelques années, les chercheurs Carmen M. Reinhart et Kenneth S. Rogoff publiaient un article intitulé *Growth in a Time of Debt*, dans lequel ils faisaient la démonstration qu'un niveau élevé de dette publique nuisait à la croissance économique. Plus exactement, les deux chercheurs y défendaient l'idée que, lorsque la dette publique dépasse 90 % du produit intérieur brut, ce produit cesse de croître.

Cette conclusion, proche du discours porté par des institutions comme le Fonds Monétaire International, a alimenté plusieurs argumentaires politiques. Des parlementaires américains s'en ainsi sont servi pour exiger une diminution du budget fédéral, et surtout, la Commission européenne s'est appuyée sur cet argumentaire pour exiger que des pays comme la Grèce, durement frappés par la crise financière globale de 2008, adoptent des plans d'austérité drastiques.

Or, en tentant de reproduire les résultats de Reinhart et Rogoff, les chercheurs Thomas Herndon, Michael Ash et Robert Pollin y ont trouvé de nombreuses erreurs, ainsi qu'une bête erreur de calcul due à une utilisation peu attentive du logiciel **Microsoft Excel**. La révélation de ces erreurs donna lieu à un débat très vif entre adversaires et partisans des politiques économiques d'austérité, débat toujours autant d'actualité aujourd'hui.

Dans ce chapitre, on va se servir des données (corrigées) de Reinhart et Rogoff pour évaluer, de manière indépendante, la cohérence de leur argument sur le rapport entre endettement et croissance économique. Commençons par récupérer ces données au format CSV sur le site du chercheur américain Cosma Shalizi, qui utilise ces données dans l'un de ses exercices de cours :

1. Voir l'excellente documentation de l'extension et les autres ressources citées en fin de chapitre.

2. Bien que l'on ait fait le choix de présenter l'extension **ggplot2** plutôt que l'extension **lattice**, celle-ci reste un excellent choix pour la visualisation, notamment, de panels et de séries temporelles. On trouve de très beaux exemples d'utilisation de **lattice** en ligne, mais un peu moins de documentation, et beaucoup moins d'extensions, que pour **ggplot2**.

```
R> # charger l'extension lisant le format CSV
   library(readr)

   # emplacement souhaité pour le jeu de données
   file <- "data/debt.csv"

   # télécharger le jeu de données s'il n'existe pas
   if(!file.exists(file))
     download.file("http://www.stat.cmu.edu/~cshalizi/uADA/13/hw/11/debt.csv",
                   file, mode = "wb")

   # charger les données dans l'objet 'debt'
   debt <- read_csv(file)
```

```
Warning: Missing column names filled in: 'X1' [1]
```

```
Parsed with column specification:
cols(
  X1 = col_integer(),
  Country = col_character(),
  Year = col_integer(),
  growth = col_double(),
  ratio = col_double()
)
```

NOTE

Le code ci-dessus utilise la fonction `read_csv` de l'extension **readr**, dont on a recommandé l'utilisation dans un précédent chapitre, page 129. En l'absence de cette extension, on aurait pu utiliser la fonction de base `read.csv`.

Nettoyage des données

Les données de Reinhart et Rogoff contiennent, pour un échantillon de 20 pays occidentaux membres de la zone OCDE, la croissance de leur produit intérieur brut (PIB)[3], et le ratio entre leur dette publique et ce produit, exprimé sous la forme d'un pourcentage «Dette / PIB». Les données vont du milieu des années 1940 à la fin des années 2000. La première colonne du jeu de données ne contenant que les numéros des lignes, on va la supprimer d'entrée de jeu :

3. Ce produit est mesuré en termes réels, de manière à ce que le calcul de sa croissance ne soit pas affecté par l'inflation.

```
R> # inspection du jeu de données
   str(debt)
```

```
Classes 'tbl_df', 'tbl' and 'data.frame':   1171 obs. of  5 variables:
 $ X1     : int  147 148 149 150 151 152 153 154 155 156 ...
 $ Country: chr  "Australia" "Australia" "Australia" "Australia" ...
 $ Year   : int  1946 1947 1948 1949 1950 1951 1952 1953 1954 1955 ...
 $ growth : num  -3.56 2.46 6.44 6.61 6.92 ...
 $ ratio  : num  190 177 149 126 110 ...
 - attr(*, "spec")=List of 2
  ..$ cols   :List of 5
  .. ..$ X1     : list()
  .. .. ..- attr(*, "class")= chr  "collector_integer" "collector"
  .. ..$ Country: list()
  .. .. ..- attr(*, "class")= chr  "collector_character" "collector"
  .. ..$ Year   : list()
  .. .. ..- attr(*, "class")= chr  "collector_integer" "collector"
  .. ..$ growth : list()
  .. .. ..- attr(*, "class")= chr  "collector_double" "collector"
  .. ..$ ratio  : list()
  .. .. ..- attr(*, "class")= chr  "collector_double" "collector"
  ..$ default: list()
  .. ..- attr(*, "class")= chr  "collector_guess" "collector"
  ..- attr(*, "class")= chr "col_spec"
```

```
R> # suppression de la première colonne
   debt <- debt[, -1]
```

Il faut aussi noter d'emblée que certaines mesures sont manquantes : pour certains pays, on ne dispose pas d'une mesure fiable du PIB et/ou de la dette publique. En conséquence, le nombre d'observations par pays est différent, et va de 40 observations «pays-année» pour la Grèce à 64 observations «pays-année» pour plusieurs pays comme l'Australie ou les États-Unis :

```
R> table(debt$Country)
```

```
   Australia     Austria     Belgium      Canada     Denmark     Finland
          64          59          63          64          56          64
      France     Germany      Greece     Ireland       Italy       Japan
          54          59          40          63          59          54
 Netherlands New Zealand      Norway    Portugal       Spain      Sweden
          53          64          64          58          42          64
          UK          US
          63          64
```

Recodage d'une variable

Dernière manipulation préalable avant l'analyse : on va calculer la décennie de chaque observation, en divisant l'année de mesure par 10, et en multipliant la partie entière de ce résultat par 10. Cette manipulation très simple donne «1940» pour les mesures des années 1940 à 1949, «1950» pour les années 1950-1959, et ainsi de suite.

```
R> debt$Decade <- factor(10 * debt$Year%/%10)
```

Voici, pour terminer, les premières lignes du jeu de données sur lequel on travaille :

```
R> head(debt)
```

```
# A tibble: 6 x 5
  Country    Year growth ratio Decade
  <chr>     <int>  <dbl> <dbl> <fct>
1 Australia  1946  -3.56 190.  1940
2 Australia  1947   2.46 177.  1940
3 Australia  1948   6.44 149.  1940
4 Australia  1949   6.61 126.  1940
5 Australia  1950   6.92 110.  1950
6 Australia  1951   4.27  87.1 1950
```

Visualisation des données

Chargeons à présent l'extension graphique ggplot2 :

```
R> library(ggplot2)
```

Procédons désormais à quelques visualisations très simples de ces données. On dispose de trois variables continues : l'année, le taux de croissance du PIB, et le ratio «Dette publique / PIB». Si l'on souhaite visualiser la croissance du PIB au cours du temps, la solution basique dans **R** s'écrit de la manière suivante :

```
R> with(debt, plot(Year, growth))
```

Figure 1

Le code de la visualisation est très simple et se lit : «avec l'objet `debt`, construire le graphique montrant l'année d'observation *`Year`* en abcisse et le taux de croissance du PIB *`growth`* en ordonnée». Le code est compris de cette manière par **R** car la fonction `plot` comprend le premier argument comme étant la variable à représenter sur l'axe horizontal `x`, et le second comme la variable à représenter sur l'axe vertical `y`.

Le même graphique s'écrit de la manière suivante avec l'extension **ggplot2** :

```
R> with(debt, qplot(Year, growth))
```

Figure 2

Comme on peut le voir, le code est très proche du code utilisé dans «**R** base», la syntaxe signifiant toujours : «avec le jeu de données `debt`, visualiser les variables *`Year`* sur l'axe `x` et *`growth`* sur l'axe `y`». Le résultat est similaire, bien que plusieurs paramètres graphiques aient changé : le fond gris clair, en particulier, est caractéristique du thème graphique par défaut de ggplot2, que l'on apprendra à modifier plus loin.

Par ailleurs, dans les deux exemples précédents, on a écrit `with(debt, ...)` pour indiquer que l'on travaillait avec l'objet `debt`. Lorsque l'on travaille avec l'extension ggplot2, il est toutefois plus commun d'utiliser l'argument `data` dans l'appel de `qplot` pour indiquer ce choix :

```
R> qplot(Year, growth, data = debt)
```

Visualisation par «petits multiples»

Cherchons désormais à mieux comprendre les variations du taux de croissance du PIB au fil des années.

Dans les graphiques précédents, on voit clairement que ce taux est très variable dans l'immédiat après-guerre, puis qu'il oscille entre environ -5 % et +15 %, puis qu'il semble chuter dramatiquement à la fin des années 2000, marquées par la crise financière globale. Mais comment visualiser ces variations pour chacun des vingt pays de l'échantillon ?

On va ici utiliser le principe de la visualisation par «petits multiples», c'est-à-dire que l'on va reproduire le même graphique pour chacun des pays, et visualiser l'ensemble de ces graphiques dans une même fenêtre. Concrètement, il va donc s'agir de montrer la croissance annuelle du PIB en faisant apparaître chaque pays dans une facette différente du graphique.

ggplot2 permet d'effectuer cette opération en rajoutant au graphique précédent, au moyen de l'opérateur `+`, l'élément `facet_wrap(~ Country)` au graphique et qui signifie «construire le graphique pour chaque valeur différente de la variable *Country*». On notera que la fonction `facet_wrap` utilise la syntaxe équation, page 621 de **R**. Par défaut, ces «facettes» sont classées par ordre alphabétique :

```
R> qplot(Year, growth, data = debt) +
     facet_wrap(~ Country)
```

Figure 3

Voilà qui est beaucoup plus clair ! On aperçoit bien, dans ce graphique, les variations très importantes de croissance du PIB dans un pays comme l'Autriche, ruinée après la Seconde guerre mondiale, ou l'Irlande,

très durement frappée par la crise financière globale en 2008 et 2009. On aperçoit aussi où se trouvent les données manquantes : voir le graphique de l'Espagne, par exemple.

Il faut noter ici un élément essentiel de la grammaire graphique de ggplot2, qui utilise une syntaxe additive, où différents éléments et paramètres graphiques peuvent être combinés en les additionnant, ce qui permet de construire et de modifier des graphiques de manière cumulative, pas à pas. Cette caractéristique permet de tâtonner, et de construire progressivement des graphiques très complets.

Visualisation en séries temporelles

Enfin, pour produire le même graphique que ci-dessus en utilisant des lignes plutôt que des points, il suffit d'utiliser l'argument `geom = "line"`, ce qui peut être considéré comme une meilleure manière de visualiser des séries temporelles, mais qui tend aussi à rendre plus difficile la détection des périodes pour lesquelles il manque des données (voir, à nouveau, le graphique pour l'Espagne) :

```
R> qplot(data = debt, y = growth, x = Year, geom = "line") +
     facet_wrap(~ Country)
```

Figure 4

Dans ce dernier exemple, on a défini l'axe `y` avant de définir l'axe `x`, en écrivant ces arguments de manière explicite ; de même, on a commencé par spécifier l'argument `data`, et l'on a terminé par l'argument `geom`. Cet ordre d'écriture permet de conserver une forme de cohérence dans l'écriture des fonctions graphiques.

Combinaisons d'éléments graphiques

On n'a pas encore visualisé le ratio «Dette publique / PIB», l'autre variable du raisonnement de Reinhart et Rogoff. C'est l'occasion de voir comment rajouter des titres aux axes des graphiques, et d'utiliser les lignes en même temps que des points, toujours grâce à l'argument `geom`, qui peut prendre plusieurs valeurs (ici, `"point"` produit les points et `"line"` produit les lignes) :

```
R> qplot(data = debt, y = ratio, x = Year, geom = c("line", "point")) +
     facet_wrap(~ Country) +
     labs(x = NULL,
          y = "Ratio dette publique / produit intérieur brut (%)\n")
```

Figure 5

Dans ce graphique, on a combiné deux «objets géométriques» (`geom`) pour afficher à la fois des points et

des lignes. On a ensuite défini les titres des axes, en supprimant celui de l'axe `x`, et en rajoutant un peu d'espace entre le titre de l'axe `y` et l'axe lui-même grâce à la chaîne de caractères finale `\n`, qui rajoute une ligne vide entre ces deux éléments[4].

Les différents exemples vus dans cette section montrent qu'il va falloir apprendre un minimum de syntaxe graphique pour parvenir à produire des graphiques avec **ggplot2**. Ce petit investissement permet de savoir très vite produire de très nombreux types de graphiques, assez élégants de surcroît, et très facilement modifiables à l'aide de toutes sortes de paramètres optionnels.

IMPORTANT

Aussi élégants que soient vos graphiques, il ne vous dispense évidemment pas de réfléchir à ce que vous êtes en train de visualiser, un graphique très élégant pouvant naturellement être complètement erroné, en particulier si les données de base du graphique ont été mal mesurées… ou endommagées.

Composition graphique avec ggplot2

La section précédente a montré comment utiliser la fonction `qplot` (*quick plot*). La syntaxe complète de l'extension **ggplot2** passe par une autre fonction, `ggplot`, qui permet de mieux comprendre les différents éléments de sa grammaire graphique. Dans cette section, on va détailler cette syntaxe pour en tirer un graphique plus complexe que les précédents.

Commençons par créer un «treillis de base» au graphique :

```
R> p <- ggplot(data = debt, aes(y = growth, x = ratio))
```

Aucun graphique ne s'affiche ici : en effet, ce que l'on a stocké, dans l'objet `p`, n'est pas un graphique complet, mais une base de travail. Cette base définit les coordonnées `x` et `y` du graphique dans l'argument `aes` (*aesthetics*). Ici, on a choisi de mettre la variable dépendante de Reinhart et Rogoff, *`growth`* (le taux de croissance du PIB), sur l'axe `y`, et la variable indépendante *`ratio`* (le ratio «Dette publique / PIB») sur l'axe `x`.

Rajoutons désormais un objet géométrique, `geom_point`, qui va projeter, sur le graphique, des points aux coordonnées précédemment définies, et divisons le graphique par un «petit multiple», en projetant les points de chaque décennie dans une facette différente du graphique. Ce graphique propose une décomposition temporelle de la relation étudiée par Reinhart et Rogoff :

4. Plus précisément, cela introduit un retour à la ligne dans le titre de l'axe.

```
R> p + geom_point() +
     facet_grid(. ~ Decade)
```

Figure 6

NOTE

Le paramètre `facet_grid`, qui utilise aussi la syntaxe «équation, page 621», permet de créer des facettes plus compliquées que celles créées par le paramètre `facet_wrap`, même si, dans nos exemples, on aurait pu utiliser aussi bien l'un que l'autre.

Le graphique ci-dessus présente un problème fréquent : l'axe horizontal du graphique, très important puisque Reinhart et Rogoff évoquent un seuil «fatidique», pour la croissance, de 90% du PIB, est illisible. Grâce à l'argument `scale_x_continuous`, on va pouvoir clarifier cet axe en n'y faisant figurer que certaines valeurs :

```
R> p + geom_point() +
     facet_grid(. ~ Decade) +
     scale_x_continuous(breaks = seq(0, 200, by = 100))
```

Figure 7

Ces réglages nous conviennent : on va donc les sauvegarder dans l'objet `p`, de manière à continuer de construire notre graphique en incluant ces différents éléments.

```
R> p <- p + geom_point() +
     facet_grid(. ~ Decade) +
     scale_x_continuous(breaks = seq(0, 200, by = 100))
```

Couleurs et échelles

Abordons désormais un élément-clé de ggplot2 : la manipulation des paramètres esthétiques. Précédemment, on n'a montré que deux de ces paramètres : `x` et `y`, les coordonnées du graphique. Mais ces paramètres peuvent aussi influencer la couleur des points de notre graphique comme le montre l'exemple suivant :

```
R> p + aes(color = ratio < 90)
```

Figure 8

Qu'a-t-on fait ici ? On a rajouté, au graphique stocké dans `p`, un paramètre esthétique qui détermine la couleur de ses points en fonction d'une inégalité, `ratio < 90`, qui est vraie quand le ratio «Dette publique / PIB» est inférieur au seuil «fatidique» de Reinhart et Rogoff, et fausse quand ce ratio dépasse ce seuil. Les couleurs des points correspondent aux couleurs par défaut de **ggplot2**, que l'on peut très facilement modifier avec `scale_colour_brewer` :

```
R> p + aes(color = ratio < 90) + scale_colour_brewer(palette = "Set1")
```

Figure 9

Ici, on a fait appel à la palette de couleur `Set1` de l'éventail de couleurs ColorBrewer, qui est automatiquement disponible dans **ggplot2**, et qui est contenu dans l'extension **RColorBrewer**. La palette de couleurs que l'on a choisie affiche les points situés au-dessus du seuil «fatidique» de Reinhart et Rogoff en rouge, les autres en bleu.

Que peut-on dire, à ce stade, du seuil «fatidique» de Reinhart et Rogoff ? On peut observer qu'après la Seconde guerre mondiale, de nombreux pays sont *déjà* endettés au-delà de ce seuil, et dégagent *déjà* moins de croissance que les autres. Sur la base de cette trajectoire, de nombreux critiques de Reinhart et Rogoff ont fait remarquer que le raisonnement de Reinhart et Rogoff pose en réalité un sérieux problème d'inversion du rapport causal entre endettement et croissance au cours du temps.

Envisageons une nouvelle modification des paramètres graphiques. La légende du graphique, qui affiche `FALSE` et `TRUE` en fonction de l'inégalité `ratio < 90`, peut être déroutante. Clarifions un peu cette légende en supprimant son titre et en remplaçant les libellés (*labels*) `FALSE` et `TRUE` par leur signification :

```
R> p <- p + aes(color = ratio < 90) +
    scale_color_brewer("", palette = "Set1",
                       labels = c("ratio > 90", "ratio < 90"))
```

Dans le bloc de code ci-dessus, on a stocké l'ensemble de nos modifications dans l'objet `p`, sans l'afficher ; en effet, on souhaite encore procéder à une dernière modification, en rajoutant une régression locale à travers les points de chaque facette[5]. Après consultation de la documentation de **ggplot2** ici et là, on en arrive au code ci-dessous, où `p` produit le graphique précédent et `geom_smooth` produit la régression locale :

```
R> p + geom_smooth(method = "loess", se = FALSE,
                   size = 1, color = "black")
```

Figure 10

Le graphique permet d'évaluer de manière encore un peu plus précise l'argument de Reinhart et Rogoff, et en particulier la nature pas si «fatidique» du seuil de 90% du ratio "Dette publique / PIB", qui sans être une bonne nouvelle pour l'économie, ne détermine pas «fatidiquement» la direction du taux de croissance : si

5. La régression locale est une variante du calcul de la moyenne glissante (ou «moyenne mobile») d'une courbe.

c'était le cas, toutes les courbes du graphique ressembleraient à celles des années 2000. Autrement dit, l'argumentaire de Reinhart et Rogoff laisse clairement à désirer.

Utilisation des thèmes

Reprenons notre graphique de départ. On va, pour terminer cette démonstration, en construire une version imprimable en noir et blanc, ce qui signifie qu'au lieu d'utiliser des couleurs pour distinguer les points en-deçà et au-delà du seuil «fatidique» de Reinhart et Rogoff, on va utiliser une ligne verticale, produite par `geom_vline` et affichée en pointillés par le paramètre `lty` (*linetype*) :

```
R> ggplot(data = debt, aes(y = growth, x = ratio)) +
     geom_point(color = "grey50") +
     geom_vline(xintercept = 90, lty = "dotted") +
     geom_smooth(method = "loess", size = 1, color = "black", se = FALSE) +
     scale_x_continuous(breaks = seq(0, 200, by = 100)) +
     facet_grid(. ~ Decade) +
     labs(y = "Taux de croissance du produit intérieur brut\n",
          x = "\nRatio dette publique / produit intérieur brut (%)",
          title = "Données Reinhart et Rogoff corrigées, 1946-2009\n") +
     theme_bw() +
     theme(strip.background = element_rect(fill = "grey90", color = "grey5
  0"),
           strip.text = element_text(size = rel(1)),
           panel.grid = element_blank())
```

Figure 11

Ce graphique utilise tous les éléments présentés dans ce chapitre, ainsi qu'une dernière nouveauté : l'utilisation d'un thème graphique différent du thème par défaut de **ggplot2**. Le thème par défaut, qui s'appelle `theme_grey`, est ici remplacé par un thème moins chargé, `theme_bw` ("*black and white*"), que l'on a modifié en y rajoutant quelques paramètres supplémentaires :

- le paramètre `strip.background` détermine la couleur du rectangle contenant les titres des facettes, c'est-à-dire les décennies observées ;
- le paramètre `strip.text` détermine la taille des titres des facettes, qui sont ici affichés dans la même taille de texte que le reste du texte ;
- et le paramètre `panel.grid` supprime ici les guides du graphique grâce à l'élément vide `element_blank`, de manière à en alléger la lecture.

Ces différents réglages peuvent être sauvegardés de manière à créer des thèmes réutilisables, comme ceux de l'extension **ggthemes**, ce qui permet par exemple de créer un thème entièrement blanc dans lequel on peut ensuite projeter une carte, ou de produire une série de graphiques homogènes d'un point de vue esthétique.

Export des graphiques

Les graphiques produits par **ggplot2** peuvent être sauvegardés manuellement, comme expliqué dans le chapitre «Export des graphiques, page 251», ou programmatiquement. Pour sauvegarder le dernier graphique affiché par **ggplot2** au format PNG, il suffit d'utiliser la fonction `ggsave`, qui permet d'en régler la taille (en pouces) et la résolution (en pixels par pouce ; 72 par défaut) :

```
R> ggsave("reinhart-rogoff.png", width = 11, height = 8)
```

De la même manière, pour sauvegarder n'importe quel graphique construit avec **ggplot2** et stocké dans un objet, il suffit de préciser le nom de cet objet, comme ci-dessous, où l'on sauvegarde le graphique contenu dans l'objet `p` au format vectoriel PDF, qui préserve la netteté du texte et des autres éléments du graphique à n'importe quelle résolution d'affichage :

```
R> ggsave("reinhart-rogoff.pdf", plot = p,
          width = 11, height = 8)
```

Pour aller plus loin

Ce chapitre n'a pu faire la démonstration que d'une infime partie des manières d'utiliser **ggplot2**. En voici une dernière illustration, qui donne une idée des différents types de graphiques que l'extension permet de produire dès que l'on connaît les principaux éléments de sa syntaxe :

```
R> ggplot(data = debt, aes(x = ratio > 90, y = growth)) +
     geom_boxplot() +
     scale_x_discrete(labels = c("< 90", "90+")) +
     facet_grid(. ~ Decade) +
     labs(y = "Taux de croissance du produit intérieur brut\n",
          x = "\nRatio dette publique / produit intérieur brut (%)",
          title = "Données Reinhart et Rogoff corrigées, 1946-2009\n") +
     theme_linedraw() +
     theme(strip.text = element_text(size = rel(1)),
           panel.grid = element_blank())
```

Figure 12

Le code ci-dessus est somme toute très proche du code présenté dans le reste du texte, et en même temps, on a basculé de la visualisation sous forme de série temporelles à une visualisation par *boxplots*. Ces basculements sont très faciles à envisager dès que l'on maîtrise les principaux éléments de ggplot2, `geom`, `scale` et `facet`, et les paramètres `labs` et `theme` pour effectuer les finitions.

Ressources essentielles

Pour tout ce qui concerne l'utilisation de **ggplot2**, l'ouvrage de Wickham, en cours d'actualisation, est la ressource essentielle à consulter. L'ouvrage de Winston Chang, qui contient des dizaines d'exemples, le complète utilement, de même que la documentation en ligne de l'extension. Enfin, le site StackOverflow contient de très nombreuses questions/réponses sur les subtilités de sa syntaxe.

On trouve aussi très facilement, ailleurs sur Internet, des dizaines de *tutorials* et autres *cheatsheets* pour **ggplot2**, ici ou là par exemple.

A noter également une gallerie de graphiques sous **R** avec de très nombreux exemples de graphique **ggplot2** : http://www.r-graph-gallery.com/portfolio/ggplot2-package/

Extensions de ggplot2

Il faut signaler, pour terminer, quelques-unes des différentes extensions inspirées de **ggplot2**, dont la plupart sont encore en cours de développement, mais qui permettent d'ores et déjà de produire des centaines de types de graphiques différents, à partir d'une syntaxe graphique proche de celle présentée dans ce chapitre :

- l'extension **ggfortify** permet de visualiser les résultats de différentes fonctions de modélisation avec **ggplot2** ;
- l'extension **ggmap** permet de visualiser des fonds de carte et d'y superposer des éléments graphiques rédigés avec **ggplot2** ;
- l'extension **GGally** rajoute quelques types de graphiques à ceux que **ggplot2** peut produire par défaut ;
- et des extensions comme **ggvis** permettent de produire des graphiques interactifs en utilisant la syntaxe de base de **ggplot2**.

Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2

Retour sur les bases de ggplot2 333
Histogramme 335
Densité et répartition cumulée 338
Boîtes à moustaches (et représentations associées) 341
Diagramme en bâtons 344
Nuage de points 346
Matrice de nuages de points et matrice de corrélation 351
Estimation locale de densité (et représentations associées) 354
Diagramme de Cleveland 360
Diagrammes en barres 364
Graphe en mosaïque 366
Données labellisées et ggplot2 367
Exporter les graphiques obtenus 367

Après avoir introduit l'extension **ggplot2** au travers d'une étude de cas, page 311, nous reprenons ici les graphiques produits dans les chapitres statistique univariée, page 261 et statistique bivariée, page 285 et montrons comment les réaliser avec **ggplot2**.

Retour sur les bases de ggplot2

L'extension **ggplot2** nécessite que les données du graphique soient sous la forme d'un tableau de données (*data.frame*) avec une ligne par observation et les différentes valeurs à représenter sous forme de variables du tableau.

Tous les graphiques avec **ggplot2** suivent une même logique. En **premier** lieu, on appelera la fonction `ggplot` en lui passant en paramètre le fichier de données.

ggplot2 nomme *esthétiques* les différentes propriétés visuelles d'un graphique, à savoir l'axe des x (`x`),

celui des y (`y`), la couleur des lignes (`colour`), celle de remplissage des polygones (`fill`), le type de lignes (`linetype`), etc. Une représentation graphique consiste donc à représenter chacune de nos variables d'intérêt selon une esthétique donnée. En **second** lieu, on appelera donc la fonction `aes` pour indiquer la correspondance entre les variables de notre fichier de données et les esthétiques du graphique.

A minima, il est nécessaire d'indiquer en **troisième** lieu une *géométrie*, autrement dit la manière dont les éléments seront représentés visuellement. À chaque géométrie corresponds une fonction commençant par `geom_` , par exemple `geom_point` pour dessiner des points, `geom_line` pour des lignes, `geom_bar` pour des barres ou encore `geom_area` pour des aires. Il existe de nombreuses géométries différentes, chacune prenant en compte certaines esthétiques, certaines étant requises pour cette géométrie et d'autres optionnelles. La liste des esthétiques prises en compte par chaque géométrie en indiquée dans l'aide en ligne de cette dernière.

Pour un document récapitulant les principales géométries et options de **ggplot2**, on pourra se référer à la *Cheat Sheet* officielle disponible à https://www.rstudio.com/wp-content/uploads/2015/03/ggplot2-cheatsheet.pdf. Une version en français est disponible à l'adresse http://thinkr.fr/pdf/ggplot2-french-cheatsheet.pdf.

ggplot2 reposant sur une syntaxe additive, la syntaxe de base d'un graphique sera donc de la forme :

```
R> ggplot(data) + aes(x = Var1, fill = Var2) + geom_bar()
```

De manière alternative, on peut également indiquer la correspondance entre variables et esthétiques comme deuxième argument de la fonction `ggplot` . Les deux syntaxes sont équivalentes.

```
R> ggplot(data, aes(x = Var1, fill = Var2)) + geom_bar()
```

Il est ensuite possible de personnaliser de nombreux éléments d'un graphique et notamment :

- les *étiquettes* ou *labs* (titre, axes, légendes) avec `ggtitle` , `xlab` , `ylab` ou encore la fonction plus générique `labs` ;
- les *échelles* (*scales*) des différentes esthétiques avec les fonctions commençant par `scale_` ;
- les *facettes* (*facets*) avec les fonctions commençant par `facet_` ;
- le système de *coordonnées* avec les fonctions commençant par `coord_` ;
- la *légende* (*guides*) avec les fonctions commençant par `guide_` ;
- le *thème* du graphiques (mise en forme des différents éléments) avec `theme` .

Ces différents éléments seront abordés plus en détails dans le chapitre avancé sur ggplot2. Dans la suite de ce chapitre, nous nous focaliserons sur les graphiques et options de base.

Préparons les données des exemples et chargeons **ggplot2** :

```
R> library(questionr)
   library(ggplot2)
   data("hdv2003")
   d <- hdv2003
```

Histogramme

Pour un histogramme, on aura recours à la géométrie `geom_histogram`. Si l'on a une observation par ligne dans le fichier de données, l'histogramme s'obtient simplement en associant la variable d'intérêt à l'esthétique `x`. Notez la syntaxe de `aes` : le nom des variables est indiqué directement, sans guillemets.

```
R> ggplot(d) + aes(x = heures.tv) + geom_histogram() + ggtitle("Nombres d'he
   ures passées devant la télévision") +
     xlab("Heures") + ylab("Effectifs")
```

Figure 1. Un histogramme

On peut personnaliser la couleur de remplissage des rectangles en indiquant une valeur fixe pour l'esthétique `fill` dans l'appel de `geom_histogram` (et non via la fonction `aes` puisqu'il ne s'agit pas

d'une variable du tableau de données). L'esthétique `colour` permet de spécifier la couleur du trait des rectangles. Enfin, le paramètre `binwidth` permet de spécifier la largeur des barres.

```
R> ggplot(d) + aes(x = heures.tv) + geom_histogram(fill = "orange", colour
   = "black",
     binwidth = 2) + ggtitle("Nombres d'heures passées devant la télévisio
   n") + xlab("Heures") +
     ylab("Effectifs")
```

Figure 2. Un histogramme en couleur

Comme avec la fonction `hist`, on peut personnaliser les classes avec l'argument `breaks`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = heures.tv) + geom_histogram(fill = "orange", colour
   = "black",
     breaks = c(0, 1, 4, 9, 12)) + ggtitle("Nombres d'heures passées devant
   la télévision") +
     xlab("Heures") + ylab("Effectifs")
```

Figure 3. Un histogramme avec classes personnalisées

On peut ajouter à l'axe des x des tirets représentant la position des observations à l'aide de `geom_rug`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = heures.tv) + geom_histogram(fill = "orange", colour
   = "black",
     binwidth = 2) + geom_rug() + ggtitle("Nombres d'heures passées devant l
   a télévision") +
     xlab("Heures") + ylab("Effectifs")
```

Figure 4. Un histogramme avec geom_rug()

Densité et répartition cumulée

Une courbe de densité s'obtient aisément avec la géométrie `geom_density`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = heures.tv) + geom_density() + ggtitle("Nombres d'heur
   es passées devant la télévision") +
     xlab("Heures") + ylab("Densité")
```

Figure 5. Courbe de densité

On peut personnaliser la fenêtre d'ajustement avec l'argument `adjust`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = heures.tv) + geom_density(adjust = 1.5) + ggtitle("No
   mbres d'heures passées devant la télévision") +
     xlab("Heures") + ylab("Densité")
```

Figure 6. Courbe de densité avec fenêtre d'ajustement personnalisée

Pour la fonction de répartition empirique ou *empirical cumulative distribution function* en anglais, on utilisera la statistique `stat_ecdf`. Au passage, on notera qu'il est possible d'ajouter une *couche* à un graphique en appelant soit une *géométrie*, soit une *statistique*.

```
R> ggplot(d) + aes(x = heures.tv) + stat_ecdf() + xlab("Heures") + ylab("Fon
   ction de répartition cumulée")
```

Figure 7. Fonction de répartition empirique cumulée

Boîtes à moustaches (et représentations associées)

La géométrie `geom_boxplot` nécessite *a minima* deux esthétiques : `x` et `y`. Pour représenter une variable quantitative selon une variable catégorielle, on fera donc :

```
R> ggplot(d) + aes(x = hard.rock, y = age) + geom_boxplot() + xlab("Ecoute d
   u hard rock") +
     ylab("Âge") + ggtitle("Répartition par âge selon que l'on écoute du har
   d rock ou non")
```

Figure 8. Boîtes à moustache

Lorsque l'on souhaite représenter une seule variable quantitative (statistique univariée), on passera alors une constante à l'esthétique `x`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = "Nombre d'heures passées devant la télévision", y = h
   eures.tv) +
     geom_boxplot() + xlab("") + ylab("Heures quotidiennes")
```

Figure 9. Boîte à moustache (une seule variable)

Une représentation alternative aux boîtes à moustaches ou *boxplots* sont les graphiques en violon ou *violin plots*, qui représentent la densité de distribution. Ils s'obtiennent avec la géométrie `geom_violin`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = hard.rock, y = age) + geom_violin() + xlab("Ecoute d
   u hard rock") +
     ylab("Âge") + ggtitle("Répartition par âge selon que l'on écoute du har
   d rock ou non")
```

Figure 10. Graphiques en violon ou "violin plot"

Diagramme en bâtons

Un diagramme en bâtons s'obtient avec la géométrie `geom_bar`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = freres.soeurs) + geom_bar() + xlab("Nombre de frères
   et soeurs") +
     ylab("Effectifs")
```

Figure 11. Diagramme en bâtons

La largeur des barres par défaut est de 0,9. Dès lors, le graphique ressemble plus à un histogramme qu'à un diagramme en bâtons. On peut personnaliser ce paramètre avec l'argument `width`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = freres.soeurs) + geom_bar(width = 0.2) + xlab("Nombr
   e de frères et soeurs") +
     ylab("Effectifs")
```

Figure 12. Diagramme en bâtons avec ajustement de la largeur des barres

Nuage de points

Un nuage de points se représente facilement avec la géométrie `geom_point`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = age, y = heures.tv) + geom_point() + xlab("Âge") + yl
   ab("Heures quotidiennes de télévision")
```

Figure 13. Nuage de points

On pourra personnaliser la couleur des points avec `colour` et le niveau de transparence avec `alpha`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = age, y = heures.tv) + geom_point(colour = "red", alph
   a = 0.2) +
     xlab("Âge") + ylab("Heures quotidiennes de télévision")
```

Figure 14. Nuage de points semi-transparents

Pour représenter une troisième variable quantitative, on pourra faire varier la taille des points avec l'esthétique `size`. Pour une variable qualitative, on pourra faire varier la couleur avec `colour`. Pour faciliter la lecture, on positionnera la légende en bas du graphique, en modifiant l'argument `legend.position` via la fonction `theme`.

```
R> data("rp99")
   rp99$prop.proprio <- 0
   rp99[rp99$proprio >= mean(rp99$proprio), ]$prop.proprio <- 1
   rp99$prop.proprio <- factor(rp99$prop.proprio, 0:1, c("non", "oui"))
   ggplot(rp99) + aes(x = dipl.aucun, y = tx.chom, size = pop.tot, colour =
   prop.proprio) +
     geom_point(alpha = 0.5) + xlab("% sans diplôme") + ylab("Taux de chômag
   e") +
     labs(size = "Population totale", colour = "Proportion de propriétaires
   supérieure à la moyenne") +
     theme(legend.position = "bottom")
```

Figure 15. Nuage de points proportionnels

`geom_smooth` permets d'ajouter au graphique une moyenne mobile du nuage de points avec son intervalle de confiance. Notez que l'on ajoute `geom_smooth` au graphique avant `geom_point` puisque l'ordre dans lequel sont affichées les différentes couches du graphique dépend de l'ordre dans lequel elles ont été ajoutées. Dans cet exemple, nous souhaitons afficher les points «au-dessus» de la moyenne mobile.

```
R> ggplot(rp99) + aes(x = dipl.sup, y = cadres) + geom_smooth() + geom_poin
   t() + xlab("% de diplômés du supérieur") +
     ylab("% de cadres")
```

```
`geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```

Figure 16. Nuage de points avec moyenne mobile

Si l'on préfère afficher plutôt la droite de régression, on indiquera à `geom_smooth` l'agument `method = "lm"`.

```
R> ggplot(rp99) + aes(x = dipl.sup, y = cadres) + geom_smooth(method = "l
   m") + geom_point() +
     xlab("% de diplômés du supérieur") + ylab("% de cadres")
```

Figure 17. Nuage de points avec droite de régression linéaire

Matrice de nuages de points et matrice de corrélation

ggplot2 ne fournit pas de fonction native pour la réalisation d'une matrice de nuages de points. Cependant, il existe plusieurs extensions permettant d'étendre ggplot2. Parmi celles-ci, l'extension GGally propose une fonction `ggpairs` correspondant exactement à notre besoin.

```
R> library(GGally)
   ggpairs(rp99[, c("proprio", "hlm", "locataire", "maison")])
```

Figure 18. Matrice de nuages de points

`ggpairs` accepte même des variables catégorielles ainsi que des esthétiques supplémentaires, offrant ainsi plus de possibilités que la fonction `pairs`[1].

1. Pour plus de détails, on pourra lire https://tgmstat.wordpress.com/2013/11/13/plot-matrix-with-the-r-package-ggally/.

```
R> ggpairs(rp99[, c("hlm", "locataire", "maison", "prop.proprio")], aes(colo
   ur = prop.proprio))
```

Figure 19. Matrice de nuages de points avec variables catégorielles

GGally propose également une fonction `ggcorr` permettant d'afficher une matrice de corrélation entre variables quantitatives[2].

2. Pour une présentation détaillée de cette fonction et de ses options, voir https://briatte.github.io/ggcorr/.

```
R> ggcorr(rp99)
```

Figure 20. Matrice de corrélarion

Estimation locale de densité (et représentations associées)

On peut aisément représenter une estimation locale de densité avec la géométrie `geom_density_2d`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = age, y = heures.tv) + geom_density_2d() + xlab("Âg
   e") + ylab("Heures quotidiennes de télévision")
```

Figure 21. Estimation locale de densité (contours)

Par défaut, le résultat est représenté sous forme de contours. Pour obtenir une représentation avec des polygones, on appelera la statistique `stat_density_2d` en forçant la géométrie.

```
R> ggplot(d) + aes(x = age, y = heures.tv, fill = ..level..) + stat_densit
   y_2d(geom = "polygon") +
     xlab("Âge") + ylab("Heures quotidiennes de télévision") + labs(fill =
   "Densité")
```

Figure 22. Estimation locale de densité (contours)

ggplot2 propose également deux géométries, `geom_bin2d` et `geom_hex`, permettant d'effectuer à un comptage des effectifs en deux dimensions.

```
R> ggplot(d) + aes(x = age, y = heures.tv) + geom_bin2d() + xlab("Âge") + yl
   ab("Heures quotidiennes de télévision") +
     labs(fill = "Effectifs")
```

Figure 23. Effectifs en deux dimensions

```
R> ggplot(d) + aes(x = age, y = heures.tv) + geom_hex() + xlab("Âge") + yla
   b("Heures quotidiennes de télévision") +
     labs(fill = "Effectifs")
```

Figure 24. Effectifs en deux dimensions (hexagones)

NOTE

Pour reproduire à l'identique l'exemple donné dans le chapitre statistique bivariée, page 286, on aura besoin de la méthode `tidy` de l'extension **broom** afin de transformer le résultat de `kde2d` en un tableau de données exploitables par **ggplot2**. `tidy` est une méthode générique permettant de transformer un grand nombre d'objets (et en particulier les résultats d'un modèle) en un tableau de données exploitable by **ggplot2**.

```
R> library(MASS)
  tmp <- d[, c("age", "heures.tv")]
  tmp <- tmp[complete.cases(tmp), ]
  library(broom)
  tmp <- tidy(kde2d(tmp$age, tmp$heures.tv))
  str(tmp)
```

```
'data.frame':   625 obs. of  3 variables:
 $ x: num  18 21.3 24.6 27.9 31.2 ...
 $ y: num  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
 $ z: num  0.00147 0.00227 0.0027 0.00291 0.00308 ...
```

```
R> ggplot(tmp) + aes(x = x, y = y, fill = z) + geom_raster(interpolate = TRU
   E) + scale_fill_gradientn(colors = terrain.colors(14)) +
     labs(x = "Âge", y = "Heures de TV", fill = "Densité")
```

Diagramme de Cleveland

Pour un diagramme de Cleveland, on aura recours à la géométrie `geom_point`. Cependant, il faudra lui préciser que l'on souhaite utiliser la statistique `stat_count` afin que les effectifs soient calculés pour chaque valeur de `x`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = clso) + geom_point(stat = "count") + xlab("Sentiment
   d'appartenance à une classe sociale") +
     ylab("Effectifs")
```

Figure 25. Diagramme de Cleveland

Une alternative, notamment si l'on souhaite un diagramme de Cleveland ordonné, consiste à calculer les effectifs de chaque modalité en amont. ggplot2 ayant besoin d'un tableau de données en entrée, nous calculerons notre tableau de fréquences avec `xtabs` et le transformerons en tableau de données avec `as.data.frame`. Pour que les niveaux de qualifaction soient représentés selon leur effectif, il est nécessaire d'ordonner les étiquettes du facteur de manière adéquate. Enfin, nous utiliserons `coord_flip` pour intervertir l'axe des `x` et celui des `y`.

```
R> tab <- as.data.frame(xtabs(~qualif, d))
   tab$qualif <- factor(tab$qualif, levels = tab$qualif[order(tab$Freq)])
   str(tab)
```

```
'data.frame':   7 obs. of  2 variables:
 $ qualif: Factor w/ 7 levels "Autre","Technicien",..: 4 6 2 3 5 7 1
 $ Freq  : int  203 292 86 160 260 594 58
```

```
R> ggplot(tab) + aes(x = qualif, y = Freq) + geom_point() + xlab("Niveau de quali
   fication") +
     ylab("Effectifs") + coord_flip()
```

Diagramme de Cleveland ordonné

NOTE

L'extension ggalt propose quelques géométries supplémentaires pour ggplot2. L'une d'elles dite «en sucettes» (*lollipop*) propose une représentation graphique au croisement entre un diagramme en bâtons et un diagramme de Cleveland.

Pour cela, il est d'abord nécessaire d'installer la version de développement de gglat à l'aide de la commande suivante :

```
R> devtools::install_github("hrbrmstr/ggalt")
```

```
R> library(ggalt)
   ggplot(tab) + aes(x = qualif, y = Freq) + geom_lollipop() + xlab("Nive
   au de qualification") +
     ylab("Effectifs") + coord_flip()
```

Figure 26. Diagramme en "sucettes" (lollipop)

Diagrammes en barres

Un diagramme en barres se construit avec la géométrie `geom_bar`.

```
R> d$qualreg <- as.character(d$qualif)
   d$qualreg[d$qualif %in% c("Ouvrier specialise", "Ouvrier qualifie")] <-
   "Ouvrier"
   d$qualreg[d$qualif %in% c("Profession intermediaire", "Technicien")] <-
   "Intermediaire"
   ggplot(d) + aes(x = qualreg, fill = sport) + geom_bar() + xlab("CSP") + y
   lab("Effectifs") +
     labs(fill = "Pratique du sport")
```

Figure 27. Diagramme en barres

On peut modifier la position des barres avec le paramètre `position`.

```
R> ggplot(d) + aes(x = qualreg, fill = sport) + geom_bar(position = "dodg
   e") + xlab("CSP") +
     ylab("Effectifs") + labs(fill = "Pratique du sport")
```

Figure 28. Diagramme en barres côte à côte

Pour des barres cumulées, on aura recours à `position = "fill"`. Pour que les étiquettes de l'axe des `y` soient représentées sous forme de pourcentages (i.e. `25%` au lieu de `0.25`), on aura recours à la fonction `percent` de l'extension **scales**, qui sera transmise à **ggplot2** via `scale_y_continuous`.

```
R> library(scales)
   ggplot(d) + aes(x = qualreg, fill = sport) + geom_bar(position = "fill")
   + xlab("CSP") +
     ylab("Proportion") + labs(fill = "Pratique du sport") + scale_y_continu
   ous(labels = percent)
```

Figure 29. Diagramme en barres cumulées

Graphe en mosaïque

Il n'y a pas, à ce jour, d'implémentation officielle des graphiques en mosaïque sous ggplot2. On pourra néanmoins se référer à l'extension expérimentale productplots[3] développée par Hadley Wickham.

3. Voir https://github.com/hadley/productplots et http://vita.had.co.nz/papers/prodplots.html.

Données labellisées et ggplot2

ggplot2 tient compte du type des variables, attendant à ce que les variables catégorielles soient présentées sous forme de facteurs. Si l'on utilise des données labellisées (voir le chapitre dédié, page 107), nos variables catégorielles seront stockées sous la forme d'un vecteur numérique avec des étiquettes. Il sera donc nécessaire de convertir ces variables en facteurs, tout simplement avec la fonction `to_factor` de l'extension labelled qui pourra utiliser les étiquettes de valeurs comme modalités du facteur.

Exporter les graphiques obtenus

Les graphiques produits par ggplot2 peuvent être sauvegardés manuellement, comme expliqué dans le chapitre «Export des graphiques, page 251», ou programmatiquement. Pour sauvegarder le dernier graphique affiché par ggplot2 au format PNG, il suffit d'utiliser la fonction `ggsave`, qui permet d'en régler la taille (en pouces) et la résolution (en pixels par pouce ; 72 par défaut) :

```
R> ggsave("mon_graphique.png", width = 11, height = 8)
```

De la même manière, pour sauvegarder n'importe quel graphique construit avec ggplot2 et stocké dans un objet, il suffit de préciser le nom de cet objet, comme ci-dessous, où l'on sauvegarde le graphique contenu dans l'objet `p` au format vectoriel PDF, qui préserve la netteté du texte et des autres éléments du graphique à n'importe quelle résolution d'affichage :

```
R> ggsave("mon_graphique.pdf", plot = p,
          width = 11, height = 8)
```

Données pondérées

Options de certaines fonctions 370
Fonctions de l'extension questionr 370
Données pondérées avec l'extension survey 371
Extraire un sous-échantillon 376
Conclusion 376

NOTE

La version originale de ce chapitre a été écrite par Julien Barnier dans le cadre du support de cours Introduction à R, complétée par Joseph Larmarange dans Introduction à l'analyse d'enquêtes avec R.

S'il est tout à fait possible de travailler avec des données pondérées sous R, cette fonctionnalité n'est pas aussi bien intégrée que dans la plupart des autres logiciels de traitement statistique. En particulier, il y a plusieurs manières possibles de gérer la pondération. Cependant, lorsque l'on doit également prendre un compte un plan d'échantillonnage complexe (voir section dédiée ci-après), **R** fournit tous les outils nécessaires, alors que dans la plupart des logiciels propriétaires, il faut disposer d'une extension adéquate, pas toujours vendue de base avec le logiciel.

Dans ce qui suit, on utilisera le jeu de données tiré de l'enquête *Histoire de vie* et notamment sa variable de pondération *poids*[1].

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
   range(d$poids)
```

```
[1]    78.07834 31092.14132
```

1. On notera que cette variable est utilisée à titre purement illustratif. Le jeu de données étant un extrait d'enquête et la variable de pondération n'ayant pas été recalculée, elle n'a ici à proprement parler aucun sens.

Options de certaines fonctions

Tout d'abord, certaines fonctions de **R** acceptent en argument un vecteur permettant de pondérer les observations (l'option est en général nommée `weights` ou `row.w`). C'est le cas par exemple des méthodes d'estimation de modèles linéaires[2] (`lm`) ou de modèles linéaires généralisés [3] (`glm`) ou dans les analyses de correspondances[4] des extensions **ade4** ou **FactoMineR**.

Par contre cette option n'est pas présente dans les fonctions de base comme `mean`, `var`, `table` ou `chisq.test`.

Fonctions de l'extension questionr

L'extension **questionr** propose quelques fonctions permettant de calculer des statistiques simples pondérées[5] :

- `wtd.mean` : moyenne pondérée
- `wtd.var` : variance pondérée
- `wtd.table` : tris à plat et tris croisés pondérés

On les utilise de la manière suivante :

```
R> library(questionr)
   mean(d$age)
```

```
[1] 48.157
```

```
R> wtd.mean(d$age, weights = d$poids)
```

```
[1] 46.34726
```

2. Voir le chapitre régression linéaire, page 403.

3. Voir le chapitre sur la régression logistique, page 405.

4. Voir le chapitre dédié à l'analyse des correspondances, page 447.

5. Les fonctions `wtd.mean` et `wtd.var` sont des copies conformes des fonctions du même nom de l'extension **Hmisc** de Frank Harrel. **Hmisc** étant une extension « de taille », on a préféré recopié les fonctions pour limiter le poids des dépendances.

```
R> wtd.var(d$age, weights = d$poids)
```

```
[1] 325.2658
```

Pour les tris à plat, on utilise la fonction wtd.table à laquelle on passe la variable en paramètre :

```
R> wtd.table(d$sexe, weights = d$poids)
```

```
  Homme   Femme
5149382 5921844
```

Pour un tri croisé, il suffit de passer deux variables en paramètres :

```
R> wtd.table(d$sexe, d$hard.rock, weights = d$poids)
```

```
             Non        Oui
Homme 5109366.41   40016.02
Femme 5872596.42   49247.49
```

Ces fonctions admettent notamment les deux options suivantes :

- `na.rm` : si `TRUE`, on ne conserve que les observations sans valeur manquante.
- `normwt` : si `TRUE`, on normalise les poids pour que les effectifs totaux pondérés soient les mêmes que les effectifs initiaux. Il faut utiliser cette option, notamment si on souhaite appliquer un test sensible aux effectifs comme le ^{2}.

Ces fonctions rendent possibles l'utilisation des statistiques descriptives les plus simples et le traitement des tableaux croisés (les fonctions `lprop`, `cprop` ou `chisq.test` peuvent être appliquées au résultat d'un `wtd.table`) mais restent limitées en termes de tests statistiques ou de graphiques…

Données pondérées avec l'extension survey

L'extension survey est spécialement dédiée au traitement d'enquêtes ayant des techniques d'échantillonnage et de pondération potentiellement très complexes.

L'extension s'installe comme la plupart des autres :

```
R> install.packages("survey")
```

Le site officiel (en anglais) comporte beaucoup d'informations, mais pas forcément très accessibles :

http://r-survey.r-forge.r-project.org/.

Pour utiliser les fonctionnalités de l'extension, on doit d'abord définir le plan d'échantillonnage ou *design* de notre enquête, c'est-à-dire indiquer quel type de pondération nous souhaitons lui appliquer.

Dans un premier temps, nous utiliserons le plan d'échantillonnage le plus simple, avec une variable de pondération déjà calculée[6]. Ceci se fait à l'aide de la fonction `svydesign` :

```
R> library(survey)
  dw <- svydesign(ids = ~1, data = d, weights = ~d$poids)
```

Cette fonction crée un nouvel objet, que nous avons nommé `dw`. Cet objet n'est pas à proprement parler un tableau de données, mais plutôt un tableau de données plus une méthode de pondération. `dw` et `d` sont des objets distincts, les opérations effectuées sur l'un n'ont pas d'influence sur l'autre. On peut cependant retrouver le contenu de `d` depuis `dw` en utilisant `dw$variables` :

```
R> str(d$age)
```

```
 int [1:2000] 28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
```

```
R> str(dw$variables$age)
```

```
 int [1:2000] 28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
```

Lorsque notre plan d'échantillonnage est déclaré, on peut lui appliquer une série de fonctions permettant d'effectuer diverses opérations statistiques en tenant compte de la pondération. On citera notamment :

- `svymean`, `svyvar`, `svytotal`, `svyquantile` : statistiques univariées (moyenne, variance, total, quantiles)
- `svytable` : tri à plat et tableau croisé
- `svychisq` : test du ²
- `svyby` : statistiques selon un facteur
- `svyttest` : test t de Student de comparaison de moyennes
- `svyciprop` : intervalle de confiance d'une proportion
- `svyglm` : modèles linéaires généralisés (dont régression logistique)
- `svyplot`, `svyhist`, `svyboxplot` : fonctions graphiques

D'autres fonctions sont disponibles, comme `svyratio`, mais elles ne seront pas abordées ici.

Pour ne rien arranger, ces fonctions prennent leurs arguments sous forme de formules[7], c'est-à-dire pas

6. Pour d'autres types de plan d'échantillonnage, voir la chapitre sur les plans d'échantillonnage complexes, page 399.

7. Pour plus de détails sur les formules, voir le chapitre dédié, page 621.

de la manière habituelle. En général l'appel de fonction se fait en spécifiant d'abord les variables d'intérêt sous forme de formule, puis l'objet *survey.design*.

Voyons tout de suite quelques exemples[8] :

```
R> svymean(~age, dw)
```

```
      mean     SE
age 46.347 0.5284
```

```
R> svyquantile(~age, dw, quantile = c(0.25, 0.5, 0.75), ci = TRUE)
```

```
$quantiles
    0.25 0.5 0.75
age   31  45   60

$CIs
, , age

       0.25 0.5 0.75
(lower   30  43   58
upper)   32  47   62
```

```
R> svyvar(~heures.tv, dw, na.rm = TRUE)
```

```
          variance     SE
heures.tv   2.9886 0.1836
```

Les tris à plat se déclarent en passant comme argument le nom de la variable précédé d'un tilde (`~`), tandis que les tableaux croisés utilisent les noms des deux variables séparés par un signe plus (`+`) et précédés par un tilde (`~`).

```
R> svytable(~sexe, dw)
```

```
sexe
  Homme   Femme
5149382 5921844
```

8. Pour d'autres exemples, voir http://www.ats.ucla.edu/stat/r/faq/svy_r_oscluster.htm (en anglais).

```
R> svytable(~sexe + clso, dw)
```

```
       clso
sexe           Oui        Non Ne sait pas
  Homme 2658744.04 2418187.64    72450.75
  Femme 2602031.76 3242389.36    77422.79
```

La fonction `freq` peut être utilisée si on lui passe en argument non pas la variable elle-même, mais son tri à plat obtenu avec `svytable` :

```
R> tab <- svytable(~peche.chasse, dw)
   freq(tab, total = TRUE)
```

```
             n     %  val%
Non    9716683  87.8  87.8
Oui    1354544  12.2  12.2
Total 11071226 100.0 100.0
```

On peut également récupérer le tableau issu de `svytable` dans un objet et le réutiliser ensuite comme n'importe quel tableau croisé :

```
R> tab <- svytable(~sexe + clso, dw)
   tab
```

```
       clso
sexe           Oui        Non Ne sait pas
  Homme 2658744.04 2418187.64    72450.75
  Femme 2602031.76 3242389.36    77422.79
```

Les fonctions `lprop` et `cprop` de **questionr** sont donc tout à fait compatibles avec l'utilisation de **survey**.

```
R> lprop(tab)
```

```
          clso
sexe       Oui   Non   Ne sait pas Total
  Homme     51.6  47.0   1.4       100.0
  Femme     43.9  54.8   1.3       100.0
  Ensemble  47.5  51.1   1.4       100.0
```

Le principe de la fonction `svyby` est similaire à celui de `tapply`[9]. Elle permet de calculer des statistiques selon plusieurs sous-groupes définis par un facteur. Par exemple :

```
R> svyby(~age, ~sexe, dw, svymean)
```

```
       sexe      age        se
Homme Homme 45.20200 0.7419450
Femme Femme 47.34313 0.7420836
```

survey est également capable de produire des graphiques à partir des données pondérées. Quelques exemples :

```
R> par(mfrow = c(2, 2))
   svyplot(~age + heures.tv, dw, col = "red", main = "Bubble plot")
   svyhist(~heures.tv, dw, col = "peachpuff", main = "Histogramme")
   svyboxplot(age ~ 1, dw, main = "Boxplot simple", ylab = "Âge")
   svyboxplot(age ~ sexe, dw, main = "Boxplot double", ylab = "Âge", xlab =
   "Sexe")
```

Figure 1. Fonctions graphiques de l'extension survey

9. La fonction `tapply` est présentée plus en détails dans le chapitre Manipulation de données.

Extraire un sous-échantillon

Si l'on souhaite travailler sur un sous-échantillon tout en gardant les informations d'échantillonnage, on utilisera la fonction `subset` présentée en détail dans le chapitre Sous-ensembles, page 215.

```
R> sous <- subset(dw, sexe == "Femme" & age >= 40)
```

Conclusion

Si, la gestion de la pondération sous **R** n'est sans doute pas ce qui se fait de plus pratique et de plus simple, on pourra quand même donner les conseils suivants :

- utiliser les options de pondération des fonctions usuelles ou les fonctions d'extensions comme **questionr** pour les cas les plus simples ;
- si on utilise **survey**, effectuer autant que possible tous les recodages et manipulations sur les données non pondérées ;
- une fois les recodages effectués, on déclare le design et on fait les analyses en tenant compte de la pondération ;
- surtout ne jamais modifier les variables du design. Toujours effectuer recodages et manipulations sur les données non pondérées, puis redéclarer le design pour que les mises à jour effectuées soient disponibles pour l'analyse.

Graphiques de données pondéres

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Intervalles de confiance

Intervalle de confiance d'une moyenne 379
Intervalle de confiance d'une proportion 380
Données pondérées et l'extension survey 384

Nous utiliserons dans ce chapitre les données de l'enquête *Histoire de vie 2003* fournies avec l'extension questionr.

```
R> library(questionr)
   data("hdv2003")
   d <- hdv2003
```

Intervalle de confiance d'une moyenne

L'intervalle de confiance d'une moyenne peut être calculé avec la fonction `t.test` (fonction qui permet également de réaliser un test *t* de Student comme nous le verrons dans le chapitre dédié aux comparaisons de moyennes, page 387) :

```
R> t.test(d$heures.tv)
```

```
    One Sample t-test

data:  d$heures.tv
t = 56.505, df = 1994, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 2.168593 2.324540
sample estimates:
mean of x
 2.246566
```

Le niveau de confiance peut être précisé via l'argument `conf.level` :

```
R> t.test(d$heures.tv, conf.level = 0.9)
```

```
    One Sample t-test

data:  d$heures.tv
t = 56.505, df = 1994, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
90 percent confidence interval:
 2.181138 2.311995
sample estimates:
mean of x
 2.246566
```

Le nombre d'heures moyennes à regarder la télévision parmi les enquêtés s'avère être de 2,2 heures, avec un intervalle de confiance à 95 % de [2,17 - 2,33] et un intervalle de confiance à 90 % de [2,18 - 2,31].

Intervalle de confiance d'une proportion

La fonction `prop.test` permet de calculer l'intervalle de confiance d'une proportion. Une première possibilité consiste à lui transmettre une table à une dimension et deux entrées. Par exemple, si l'on s'intéresse à la proportion de personnes ayant pratiqué une activité physique au cours des douze derniers mois :

```
R> freq(d$sport)
```

```
       n    % val%
Non 1277 63.8 63.8
Oui  723 36.1 36.1
```

```
R> prop.test(table(d$sport))
```

```
    1-sample proportions test with continuity correction

data:  table(d$sport), null probability 0.5
X-squared = 152.9, df = 1, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true p is not equal to 0.5
95 percent confidence interval:
 0.6169447 0.6595179
```

```
sample estimates:
     p
0.6385
```

On remarquera que la fonction a calculé l'intervalle de confiance correspondant à la première entrée du tableau, autrement dit celui de la proportion d'enquêtés n'ayant pas pratiqué une activité sportive. Or, nous sommes intéressé par la proportion complémentaire, à savoir celle d'enquêtés ayant pratiqué une activité sportive. On peut dès lors modifier l'ordre de la table en indiquant notre modalité d'intérêt avec la fonction `relevel` ou bien indiquer à `prop.test` d'abord le nombre de succès puis l'effectif total :

```
R> prop.test(table(relevel(d$sport, "Oui")))
```

```
    1-sample proportions test with continuity correction

data:  table(relevel(d$sport, "Oui")), null probability 0.5
X-squared = 152.9, df = 1, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true p is not equal to 0.5
95 percent confidence interval:
 0.3404821 0.3830553
sample estimates:
     p
0.3615
```

```
R> prop.test(sum(d$sport == "Oui"), length(d$sport))
```

```
    1-sample proportions test with continuity correction

data:  sum(d$sport == "Oui") out of length(d$sport), null probability 0.5
X-squared = 152.9, df = 1, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true p is not equal to 0.5
95 percent confidence interval:
 0.3404821 0.3830553
sample estimates:
     p
0.3615
```

Enfin, le niveau de confiance peut être modifié via l'argument `conf.level` :

```
R> prop.test(table(relevel(d$sport, "Oui")), conf.level = 0.9)
```

```
    1-sample proportions test with continuity correction
```

```
data:  table(relevel(d$sport, "Oui")), null probability 0.5
X-squared = 152.9, df = 1, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true p is not equal to 0.5
90 percent confidence interval:
 0.3437806 0.3795989
sample estimates:
     p
0.3615
```

NOTE

Il existe de nombreuses manières de calculer un intervalle de confiance pour une proportion. En l'occurence, l'intervalle calculé par `prop.test` correspond dans le cas présent à un intervalle bilatéral selon la méthode des scores de Wilson avec correction de continuité. Pour plus d'information, on pourra lire http://joseph.larmarange.net/?Intervalle-de-confiance-bilateral.

NOTE

Pour se simplifier un peu la vie, le package **JLutils** propose une fonction `prop.ci` (et ses deux variantes `prop.ci.lower` et `prop.ci.upper`) permettant d'appeler plus facilement `prop.test` et renvoyant directement l'intervalle de confiance.

JLutils n'étant disponible que sur GitHub, on aura recours au package **devtools** et à sa fonction `install_github` pour l'installer :

```
R> library(devtools)
   install_github("larmarange/JLutils")
```

`prop.ci` fonction accepte directement un tri à plat obtenu avec `table`, un vecteur de données, un vecteur logique (issu d'une condition), ou bien le nombre de succès et le nombre total d'essais. Voir les exemples ci-après :

```
R> library(JLutils)
   freq(d$sport)
```

```
       n    % val%
Non 1277 63.8 63.8
Oui  723 36.1 36.1
```

```
R> prop.ci(d$sport)
```

```
[1] 0.6169447 0.6595179
```

```
R> prop.ci.lower(d$sport)
```

```
[1] 0.6169447
```

```
R> prop.ci.upper(d$sport)
```

```
[1] 0.6595179
```

```
R> prop.ci(d$sport, conf.level = 0.9)
```

```
[1] 0.6204011 0.6562194
```

```
R> prop.ci(table(d$sport))
```

```
[1] 0.6169447 0.6595179
```

```
R> prop.ci(d$sport == "Non")
```

```
[1] 0.6169447 0.6595179
```

```
R> prop.ci(d$sport == "Oui")
```

```
[1] 0.3404821 0.3830553
```

```
R> prop.ci.lower(c(1277, 723), n = 2000)
```

```
[1] 0.6169447 0.3404821
```

```
R> prop.ci.upper(c(1277, 723), n = 2000)
```

```
[1] 0.6595179 0.3830553
```

Données pondérées et l'extension survey

Lorsque l'on utilise des données pondérées définies à l'aide de l'extension survey[1], l'intervalle de confiance d'une moyenne s'obtient avec `confint` et celui d'une proportion avec `svyciprop`.

Quelques exemples :

1. Voir le chapitre dédié aux données pondérées, page 371.

```
R> library(survey)
   dw <- svydesign(ids = ~1, data = d, weights = ~poids)
   svymean(~age, dw)
```

```
      mean     SE
age 46.347 0.5284
```

```
R> confint(svymean(~age, dw))  # Intervalle de confiance d'une moyenne
```

```
      2.5 %   97.5 %
age 45.3117 47.38282
```

```
R> confint(svyby(~age, ~sexe, dw, svymean))  # Intervalles de confiance pour chaqu
   e sexe
```

```
         2.5 %   97.5 %
Homme 43.74781 46.65618
Femme 45.88867 48.79758
```

```
R> freq(svytable(~sexe, dw))
```

```
            n    % val%
Homme 5149382 46.5 46.5
Femme 5921844 53.5 53.5
```

```
R> svyciprop(~sexe, dw)  # Intervalle de confiance d'une proportion
```

```
            2.5% 97.5%
sexe 0.535 0.507  0.56
```

Comparaisons (moyennes et proportions)

Comparaison de moyennes 387
Comparaison de proportions 391
^{2} et dérivés 393
Données pondérées et l'extension survey 395

Nous utiliserons dans ce chapitre les données de l'enquête *Histoire de vie 2003* fournies avec l'extension questionr.

```
R> library(questionr)
   data("hdv2003")
   d <- hdv2003
```

Comparaison de moyennes

On peut calculer la moyenne d'âge des deux groupes en utilisant la fonction `tapply`[1] :

```
R> tapply(d$age, d$hard.rock, mean)
```

```
     Non      Oui
48.30211 27.57143
```

L'écart est important. Est-il statistiquement significatif ? Pour cela on peut faire un test t de Student comparaison de moyennes à l'aide de la fonction `t.test` :

1. La fonction `tapply` est présentée plus en détails dans le chapitre Manipulation de données.

```
R> t.test(d$age ~ d$hard.rock)
```

```
    Welch Two Sample t-test

data:  d$age by d$hard.rock
t = 9.6404, df = 13.848, p-value = 1.611e-07
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 16.11379 25.34758
sample estimates:
mean in group Non mean in group Oui
         48.30211          27.57143
```

Le test est extrêmement significatif. L'intervalle de confiance à 95 % de la différence entre les deux moyennes va de 14,5 ans à 21,8 ans.

NOTE

La valeur affichée pour *p* est de `1.611e-07`. Cette valeur peut paraître étrange pour les non avertis. Cela signifie tout simplement 1,611 multiplié par 10 à la puissance -7, autrement dit 0,0000001611. Cette manière de représenter un nombre est couramment appelée notation scientifique.

Pour plus de détails, voir http://fr.wikipedia.org/wiki/Notation_scientifique.

Nous sommes cependant allés un peu vite en besogne, car nous avons négligé une hypothèse fondamentale du test *t* : les ensembles de valeur comparés doivent suivre approximativement une loi normale et être de même variance[2]. Comment le vérifier ?

D'abord avec un petit graphique composés de deux histogrammes :

2. Concernant cette seconde condition, `t.test` propose une option nommée `var.equal` qui permet d'utiliser une approximation dans le cas où les variances ne sont pas égales.

```
R> par(mfrow = c(1, 2))
   hist(d$age[d$hard.rock == "Oui"], main = "Hard rock", col = "red")
   hist(d$age[d$hard.rock == "Non"], main = "Sans hard rock", col = "red")
```

Figure 1. Distribution des âges pour appréciation de la normalité

NOTE

La fonction `par` permet de modifier de nombreux paramètres graphiques. `par(mfrow = c(1, 2))` sert à indiquer que l'on souhaite afficher deux graphiques sur une même fenêtre, plus précisément que la fenêtre doit comporter une ligne et deux colonnes.

Ça a l'air à peu près bon pour les « Sans hard rock », mais un peu plus limite pour les fans de *Metallica*, dont les effectifs sont d'ailleurs assez faibles. Si on veut en avoir le coeur net on peut utiliser le test de normalité de Shapiro-Wilk avec la fonction `shapiro.test` :

```
R> shapiro.test(d$age[d$hard.rock == "Oui"])
```

```
    Shapiro-Wilk normality test

data:  d$age[d$hard.rock == "Oui"]
W = 0.86931, p-value = 0.04104
```

```
R> shapiro.test(d$age[d$hard.rock == "Non"])
```

```
    Shapiro-Wilk normality test

data:  d$age[d$hard.rock == "Non"]
W = 0.98141, p-value = 2.079e-15
```

Visiblement, le test estime que les distributions ne sont pas suffisamment proches de la normalité dans les deux cas.

Et concernant l'égalité des variances ?

```
R> tapply(d$age, d$hard.rock, var)
```

```
       Non       Oui
285.62858  62.72527
```

L'écart n'a pas l'air négligeable. On peut le vérifier avec le test d'égalité des variances fourni par la fonction `var.test` :

```
R> var.test(d$age ~ d$hard.rock)
```

```
    F test to compare two variances

data:  d$age by d$hard.rock
F = 4.5536, num df = 1985, denom df = 13, p-value = 0.003217
alternative hypothesis: true ratio of variances is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 1.751826 8.694405
sample estimates:
ratio of variances
          4.553644
```

La différence est très significative. En toute rigueur le test *t* n'aurait donc pas pu être utilisé.

Damned ! Ces maudits tests statistiques vont-ils nous empêcher de faire connaître au monde entier notre fabuleuse découverte sur l'âge des fans de *Sepultura* ? Non ! Car voici qu'approche à l'horizon un nouveau test, connu sous le nom de Wilcoxon/Mann-Whitney. Celui-ci a l'avantage d'être non-paramétrique, c'est à dire de ne faire aucune hypothèse sur la distribution des échantillons comparés. Par contre il ne compare pas des différences de moyennes mais des différences de médianes :

```
R> wilcox.test(d$age ~ d$hard.rock)
```

```
    Wilcoxon rank sum test with continuity correction

data:  d$age by d$hard.rock
W = 23980, p-value = 2.856e-06
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
```

Ouf ! La différence est hautement significative[3]. Nous allons donc pouvoir entamer la rédaction de notre article pour la *Revue française de sociologie*.

Comparaison de proportions

La fonction `prop.test`, que nous avons déjà rencontrer pour calculer l'intervalle de confiance d'une proportion (voir le chapitre dédié aux intervalles de confiance, page 379) permets également d'effectuer un test de comparaison de deux proportions.

Supposons que l'on souhaite comparer la proportion de personnes faisant du sport entre ceux qui lisent des bandes dessinées et les autres :

```
R> tab <- xtabs(~lecture.bd + sport, d)
   lprop(tab)
```

```
          sport
lecture.bd Non   Oui   Total
  Non       64.2  35.8 100.0
  Oui       48.9  51.1 100.0
  Ensemble  63.8  36.1 100.0
```

Il suffit de transmettre notre tableau croisé (à 2×2 dimensions) à `prop.test` :

3. Ce test peut également fournir un intervalle de confiance avec l'option `conf.int=TRUE`.

```
R> prop.test(tab)
```

```
	2-sample test for equality of proportions with continuity correction

data:  tab
X-squared = 4, df = 1, p-value = 0.0455
alternative hypothesis: two.sided
95 percent confidence interval:
 -0.002652453  0.308107236
sample estimates:
   prop 1    prop 2 
0.6420891 0.4893617 
```

On pourra également avoir recours à la fonction `fisher.test` qui renverra notamment l'odds ratio et son intervalle de confiance correspondant :

```
R> fisher.test(table(d$lecture.bd, d$sport))
```

```
	Fisher's Exact Test for Count Data

data:  table(d$lecture.bd, d$sport)
p-value = 0.0445
alternative hypothesis: true odds ratio is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 1.003372 3.497759
sample estimates:
odds ratio 
  1.871433 
```

On pourra aussi avoir recours à la fonction `odds.ratio` de l'extension **questionr** qui réalise le même calcul mais présente le résultat légèrement différemment :

```
R> odds.ratio(tab)
```

```
                  OR  2.5 % 97.5 %      p
Fisher's test 1.8714 1.0034 3.4978 0.0445 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Note : pour le calcul du risque relatif, on pourra regarder du côté de la fonction `relrisk` de l'extension **mosaic**.

² et dérivés

Dans le cadre d'un tableau croisée, on peut tester l'existence d'un lien entre les modalités de deux variables, avec le très classique test du ²[4]. Celui-ci s'obtient grâce à la fonction `chisq.test`, appliquée au tableau croisé obtenu avec `table` ou `xtabs`[5] :

```
R> d$qualreg <- as.character(d$qualif)
   d$qualreg[d$qualif %in% c("Ouvrier specialise", "Ouvrier qualifie")] <- "Ouvri
   er"
   d$qualreg[d$qualif %in% c("Profession intermediaire", "Technicien")] <- "Inter
   mediaire"

   tab <- table(d$sport, d$qualreg)
   tab
```

```
      Autre Cadre Employe Intermediaire Ouvrier
   Non    38   117     401           127     381
   Oui    20   143     193           119     114
```

```
R> chisq.test(tab)
```

```
    Pearson's Chi-squared test

data:  tab
X-squared = 96.798, df = 4, p-value < 2.2e-16
```

Le test est hautement significatif, on ne peut pas considérer qu'il y a indépendance entre les lignes et les colonnes du tableau.

On peut affiner l'interprétation du test en déterminant dans quelle case l'écart à l'indépendance est le plus significatif en utilisant les résidus du test. Ceux-ci sont notamment affichables avec la fonction `chisq.residuals` de **questionr** :

4. On ne donnera pas plus d'indications sur le test du ² ici. Les personnes désirant une présentation plus détaillée pourront se reporter (attention, séance d'autopromotion !) à la page suivante : http://alea.fr.eu.org/pages/khi2.

5. On peut aussi appliquer directement le test en spécifiant les deux variables à croiser via `chisq.test(d$qualreg, d$sport)`.

```
R> chisq.residuals(tab)
```

```
     Autre Cadre Employe Intermediaire Ouvrier
Non   0.11 -3.89    0.95         -2.49    3.49
Oui  -0.15  5.23   -1.28          3.35   -4.70
```

Les cases pour lesquelles l'écart à l'indépendance est significatif ont un résidu dont la valeur est supérieure à 2 ou inférieure à -2. Ici on constate que la pratique d'un sport est sur-représentée parmi les cadres et, à un niveau un peu moindre, parmi les professions intermédiaires, tandis qu'elle est sousreprésentée chez les ouvriers.

Enfin, on peut calculer le coefficient de contingence de Cramer du tableau, qui peut nous permettre de le comparer par la suite à d'autres tableaux croisés. On peut pour cela utiliser la fonction `cramer.v` de **questionr** :

```
R> cramer.v(tab)
```

```
[1] 0.24199
```

NOTE

Pour un tableau à 2×2 entrées, il est possible de calculer le test exact de Fisher avec la fonction `fisher.test`. On peut soit lui passer le résultat de `table` ou `xtabs`, soit directement les deux variables à croiser.

```
R> lprop(table(d$sexe, d$cuisine))
```

```
           Non   Oui   Total
  Homme     70.0  30.0 100.0
  Femme     44.5  55.5 100.0
  Ensemble  56.0  44.0 100.0
```

```
R> fisher.test(table(d$sexe, d$cuisine))
```

```
    Fisher's Exact Test for Count Data

data:  table(d$sexe, d$cuisine)
p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true odds ratio is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 2.402598 3.513723
sample estimates:
odds ratio
  2.903253
```

Données pondérées et l'extension survey

Lorsque l'on utilise des données pondérées, on aura recours à l'extension survey[6].

Préparons des données d'exemple :

```
R> library(survey)
   dw <- svydesign(ids = ~1, data = d, weights = ~poids)
```

Pour comparer deux moyennes à l'aide d'un test *t* on aura recours à `svyttest` :

6. Voir le chapitre dédié aux données pondérées, page 371.

```
R> svyttest(age ~ sexe, dw)
```

```
    Design-based t-test

data:  age ~ sexe
t = 2.0404, df = 1998, p-value = 0.04144
alternative hypothesis: true difference in mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.08440815 4.19785019
sample estimates:
difference in mean
          2.141129
```

Pour le test de Wilcoxon/Mann-Whitney, on pourra avoir recours à `svyranktest` :

```
R> svyranktest(age ~ hard.rock, dw)
```

```
    Design-based KruskalWallis test

data:  age ~ hard.rock
t = -11.12, df = 1998, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true difference in mean rank score is not equal to 0
sample estimates:
difference in mean rank score
                  -0.3636859
```

On ne peut pas utiliser `chisq.test` directement sur un tableau généré par `svytable`. Les effectifs étant extrapolés à partir de la pondération, les résultats du test seraient complètement faussés. Si on veut faire un test du ² sur un tableau croisé pondéré, il faut utiliser `svychisq` :

```
R> rprop(svytable(~sexe + clso, dw))
```

```
          clso
sexe       Oui   Non   Ne sait pas Total
  Homme     51.6  47.0   1.4       100.0
  Femme     43.9  54.8   1.3       100.0
  Ensemble  47.5  51.1   1.4       100.0
```

```
R> svychisq(~sexe + clso, dw)
```

```
    Pearson's X^2: Rao & Scott adjustment
```

```
data:  svychisq(~sexe + clso, dw)
F = 3.3331, ndf = 1.9734, ddf = 3944.9000, p-value = 0.03641
```

L'extension survey ne propose pas de version adaptée du test exact de Fisher. Pour comparer deux proportions, on aura donc recours au test du ² :

```
R> rprop(svytable(~lecture.bd + sport, dw))
```

```
          sport
lecture.bd Non   Oui   Total
  Non       61.0  39.0 100.0
  Oui       46.8  53.2 100.0
  Ensemble  60.7  39.3 100.0
```

```
R> svychisq(~lecture.bd + sport, dw)
```

```
    Pearson's X^2: Rao & Scott adjustment

data:  svychisq(~lecture.bd + sport, dw)
F = 2.6213, ndf = 1, ddf = 1999, p-value = 0.1056
```

Définir un plan d'échantillonnage complexe

Différents types d'échantillonnage 399
Les options de svydesign 400
Quelques exemples 401
Extraire un sous-échantillon 402

L'extension **survey** ne permet pas seulement d'indiquer une variable de pondération mais également de prendre les spécificités du plan d'échantillonnage (strates, grappes, …). Le plan d'échantillonnage ne joue pas seulement sur la pondération des données, mais influence le calcul des variances et par ricochet tous les tests statistiques. Deux échantillons identiques avec la même variable de pondération mais des designs différents produiront les mêmes moyennes et proportions mais des intervalles de confiance différents.

Le site officiel (en anglais) comporte beaucoup d'informations, mais pas forcément très accessibles : http://r-survey.r-forge.r-project.org/.

Différents types d'échantillonnage

L'échantillonnage aléatoire simple ou échantillonnage équiprobable est une méthode pour laquelle tous les échantillons possibles (de même taille) ont la même probabilité d'être choisis et tous les éléments de la population ont une chance égale de faire partie de l'échantillon. C'est l'échantillonnage le plus simple : chaque individu à la même probabilité d'être sélectionné.

L'échantillonnage stratifié est une méthode qui consiste d'abord à subdiviser la population en groupes homogènes (strates) pour ensuite extraire un échantillon aléatoire de chaque strate. Cette méthode suppose la connaissance de la structure de la population. Pour estimer les paramètres, les résultats doivent être pondérés par l'importance relative de chaque strate dans la population.

L'échantillonnage par grappes est une méthode qui consiste à choisir un échantillon aléatoire d'unités qui sont elles-mêmes des sous-ensembles de la population (grappes ou *clusters* en anglais). Cette méthode

suppose que les unités de chaque grappe sont représentatives. Elle possède l'avantage d'être souvent plus économique.

Il est possible de combiner plusieurs de ces approches. Par exemple, les *Enquêtes Démographiques et de Santé*[1] (EDS) sont des enquêtes stratifiées en grappes à deux degrés. Dans un premier temps, la population est divisée en strates par région et milieu de résidence. Dans chaque strate, des zones d'enquêtes, correspondant à des unités de recensement, sont tirées au sort avec une probabilité proportionnelle au nombre de ménages de chaque zone au dernier recensement de population. Enfin, au sein de chaque zone d'enquête sélectionnée, un recensement de l'ensemble des ménages est effectué puis un nombre identique de ménages par zone d'enquête est tiré au sort de manière alétoire simple.

Les options de svydesign

La fonction `svydesign` accepte plusieurs arguments décrits sur sa page d'aide (obtenue avec la commande `?svydesign`).

L'agument `data` permet de spécifier le tableau de données contenant les observations.

L'argument `ids` est obligatoire et spécifie sous la forme d'une formule les identifiants des différents niveaux d'un tirage en grappe. S'il s'agit d'un échantillon aléatoire simple, on entrera `ids=~1`. Autre situation : supposons une étude portant sur la population française. Dans un premier temps, on a tiré au sort un certain nombre de départements français. Dans un second temps, on tire au sort dans chaque département des communes. Dans chaque commune sélectionnée, on tire au sort des quartiers. Enfin, on interroge de manière exhaustive toutes les personnes habitant les quartiers enquêtés. Notre fichier de données devra donc comporter pour chaque observation les variables *id_departement*, *id_commune* et *id_quartier*. On écrira alors pour l'argument `ids` la valeur suivante : `ids=~id_departement+id_commune+id_quartier`.

Si l'échantillon est stratifié, on spécifiera les strates à l'aide de l'argument `strata` en spécifiant la variable contenant l'identifiant des strates. Par exemple : `strata=~id_strate`.

Il faut encore spécifier les probabilités de tirage de chaque cluster ou bien la pondération des individus. Si l'on dispose de la probabilité de chaque observation d'être sélectionnée, on utilisera l'argument `probs`. Si, par contre, on connaît la pondération de chaque observation (qui doit être proportionnelle à l'inverse de cette probabilité), on utilisera l'argument `weights`.

Si l'échantillon est stratifié, qu'au sein de chaque strate les individus ont été tirés au sort de manière aléatoire et que l'on connaît la taille de chaque strate, il est possible de ne pas avoir à spécifier la probabilité de tirage ou la pondération de chaque observation. Il est préférable de fournir une variable contenant la taille de chaque strate à l'argument `fpc`. De plus, dans ce cas-là, une petite correction sera appliquée au modèle pour prendre en compte la taille finie de chaque strate.

1. Vaste programme d'enquêtes réalisées à intervalles réguliers dans les pays du Sud, disponibles sur http://www.dhsprogram.com/.

Quelques exemples

```
R> # Échantillonnage aléatoire simple
   plan <- svydesign(ids = ~1, data = donnees)

   # Échantillonnage stratifié à un seul niveau (la taille de chaque strate est
   # connue)
   plan <- svydesign(ids = ~1, data = donnees, fpc = ~taille)

   # Échantillonnage en grappes avec tirages à quatre degrés (departement, commun
   e,
   # quartier, individus). La probabilité de tirage de chaque niveau de cluster es
   t
   # connue.
   plan <- svydesign(ids = ~id_departement + id_commune + id_quartier, data = don
   nees,
     probs = ~proba_departement + proba_commune + proba_quartier)

   # Échantillonnage stratifié avec tirage à deux degrés (clusters et individus).
   Le
   # poids statistiques de chaque observation est connu.
   plan <- svydesign(ids = ~id_cluster, data = donnees, strata = ~id_strate, weig
   hts = ~poids)
```

Prenons l'exemple d'une *Enquête Démographique et de Santé*. Le nom des différentes variables est standardisé et commun quelle que soit l'enquête. Nous supposerons que vous avez importé le fichier *individus* dans un tableau de données nommés `eds`. Le poids statistique de chaque individu est fourni par la variable *V005* qui doit au préalable être divisée par un million. Les grappes d'échantillonnage au premier degré sont fournies par la variable *V021 (primary sample unit)*. Si elle n'est pas renseignée, on pourra utilisier le numéro de grappe *V001*. Enfin, le milieu de résidence (urbain / rural) est fourni par *V025* et la région par *V024*. Pour rappel, l'échantillon a été stratifié à la fois par région et par mileu de résidence. Certaines enquêtes fournissent directement un numéro de strate via *V022*. Si tel est le cas, on pourra préciser le plan d'échantillonnage ainsi :

```
R> eds$poids <- eds$V005/1e+06
   design.eds <- svydesign(ids = ~V021, data = eds, strata = ~V022, weights = ~po
   ids)
```

Si *V022* n'est pas fourni mais que l'enquête a bien été stratifiée par région et milieu de résidence (vérifiez toujours le premier chapitre du rapport d'enquête), on pourra créer une variable strate ainsi[2] :

2. L'astuce consiste à utiliser `as.integer` pour obtenir le code des facteurs et non leur valeur textuelle. L'addition

```
R> eds$strate <- as.factor(as.integer(eds$V024) * 10 + as.integer(eds$V025))
   levels(eds$strate) <- c(paste(levels(eds$V024), "Urbain"), paste(levels(eds$V0
   24),
     "Rural"))
   design.eds <- svydesign(ids = ~V021, data = eds, strata = ~strate, weights =
   ~poids)
```

IMPORTANT

Il n'est pas aisé de modifier des variables dans un objet `survey.design`. Il est donc préférable de procéder à l'ensemble des nettoyages, recodages de variables (et au besoin transformation des vecteurs labellisés en facteur), avant de convertir le tableau de données en objet `survey` et de procéder aux analyses.

Extraire un sous-échantillon

Si l'on souhaite travailler sur un sous-échantillon tout en gardant les informations d'échantillonnage, on utilisera la fonction `subset` présentée en détail dans le chapitre Manipulation de données.

```
R> sous <- subset(plan, sexe == "Femme" & age >= 40)
```

des deux valeurs après multiplication du code de la région par 10 permet d'obtenir une valeur unique pour chaque combinaison des deux variables. On retransforme le résultat en facteurs puis on modifie les étiquettes des modalités.

Régression linéaire

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale

Préparation des données . . . 406
Régression logistique binaire . . . 410
Représentation graphique du modèle . . . 415
Représentation graphique des effets . . . 419
Identifier les variables ayant un effet significatif . . . 421
Sélection de modèles . . . 422
Effets d'interaction dans le modèle . . . 424
Régression logistique multinomiale . . . 424
Régression logistique ordinale . . . 433
Données pondérées et l'extension survey . . . 437
Régression logistique binaire . . . 438
Régression multinomiale . . . 440
Régression ordinale . . . 443

NOTE

La version originale de ce chapitre a été écrite par Joseph Larmarange dans le cadre du support de cours Introduction à l'analyse d'enquêtes avec R.

La régression logistique est fréquemment utilisée en sciences sociales car elle permet d'effectuer un raisonnement dit *toutes choses étant égales par ailleurs*. Plus précisément, la régression logistique a pour but d'isoler les effets de chaque variable, c'est-à-dire d'identifier les effets résiduels d'une variable explicative sur une variable d'intérêt, une fois pris en compte les autres variables explicatives introduites dans le modèle. La régression logistique est ainsi prisée en épidémiologie pour identifier les facteurs associés à telle ou telle pathologie.

La régression logistique ordinaire ou régression logistique binaire vise à expliquer une variable d'intérêt binaire (c'est-à-dire de type « oui / non » ou « vrai / faux »). Les variables explicatives qui seront introduites dans le modèle peuvent être quantitatives ou qualitatives.

La régression logistique multinomiale est une extension de la régression logistique aux variables qualitatives à trois modalités ou plus, la régression logistique ordinale aux variables qualitatives à trois modalités ou plus qui sont ordonnées hiérarchiquement.

Préparation des données

Dans ce chapite, nous allons encore une fois utiliser les données de l'enquête *Histoire de vie*, fournies avec l'extension **questionr**.

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
```

À titre d'exemple, nous allons étudier l'effet de l'âge, du sexe, du niveau d'étude, de la pratique religieuse et du nombre moyen d'heures passées à regarder la télévision par jour sur le fait de pratiquer un sport.

En premier lieu, il importe de vérifier que notre variable d'intérêt (ici *sport*) est correctement codée. Une possibilité consiste à créer une variable booléenne (vrai / faux) selon que l'individu a pratiqué du sport ou non :

```
R> d$sport2 <- FALSE
   d$sport2[d$sport == "Oui"] <- TRUE
```

Dans le cas présent, cette variable n'a pas de valeur manquante. Mais, le cas échéant, il importe de bien coder les valeurs manquantes en `NA`, les individus en question étant alors exclu de l'analyse.

Il n'est pas forcément nécessaire de transformer notre variable d'intérêt en variable booléenne. En effet, **R** accepte sans problème une variable de type facteur. Cependant, l'ordre des valeurs d'un facteur a de l'importance. En effet, **R** considère toujours la première modalité comme étant la modalité de référence. Dans le cas de la variable d'intérêt, la modalité de référence correspond au fait de ne pas remplir le critère étudié, dans notre exemple au fait de ne pas avoir eu d'activité sportive au cours des douze derniers mois.

Pour connaître l'ordre des modalités d'une variable de type facteur, on peut utiliser la fonction `levels` ou bien encore tout simplement la fonction `freq` de l'extension **questionr** :

```
R> levels(d$sport)
```

```
[1] "Non" "Oui"
```

```
R> freq(d$sport)
```

```
       n    % val%
Non 1277 63.8 63.8
Oui  723 36.1 36.1
```

Dans notre exemple, la modalité « Non » est déjà la première modalité. Il n'y a donc pas besoin de modifier notre variable. Si ce n'est pas le cas, il faudra modifier la modalité de référence avec la fonction `relevel` comme nous allons le voir un peu plus loin.

IMPORTANT

Il est possible d'indiquer un facteur à plus de deux modalités. Dans une telle situation, **R** considérera que tous les modalités, sauf la modalité de référence, est une réalisation de la variable d'intérêt. Cela serait correct, par exemple, si notre variable *sport* était codée ainsi : « Non », « Oui, toutes les semaines », « Oui, au moins une fois par mois », « Oui, moins d'une fois par mois ». Cependant, afin d'éviter tout risque d'erreur ou de mauvaise interprétation, il est vivement conseillé de recoder au préalable sa variable d'intérêt en un facteur à deux modalités.

La notion de modalité de référence s'applique également aux variables explicatives qualitatives. En effet, dans un modèle, tous les coefficients sont calculés par rapport à la modalité de référence. Il importe de choisir une modalité de référence qui fasse sens afin de faciliter l'interprétation. Par ailleurs, ce choix peut également dépendre de la manière dont on souhaite présenter les résultats. De manière générale on évitera de choisir comme référence une modalité peu représentée dans l'échantillon ou bien une modalité correspondant à une situation atypique.

Prenons l'exemple de la variable *sexe*. Souhaite-t-on connaitre l'effet d'être une femme par rapport au fait d'être un homme ou bien l'effet d'être un homme par rapport au fait d'être une femme ? Si l'on opte pour le second, alors notre modalité de référence sera le sexe féminin. Comme est codée cette variable ?

```
R> freq(d$sexe)
```

```
         n  % val%
Homme  899 45   45
Femme 1101 55   55
```

La modalité « Femme » s'avère ne pas être la première modalité. Nous devons appliquer la fonction `relevel` :

```
R> d$sexe <- relevel(d$sexe, "Femme")
   freq(d$sexe)
```

```
         n  % val%
Femme 1101 55   55
Homme  899 45   45
```

IMPORTANT

Données labellisées

Si l'on utilise des données labellisées (voir le chapitre dédié, page 107), nos variables catégorielles seront stockées sous la forme d'un vecteur numérique avec des étiquettes. Il sera donc nécessaire de convertir ces variables en facteurs, tout simplement avec la fonction `to_factor` de l'extension **labelled** qui pourra utiliser les étiquettes de valeurs comme modalités du facteur.

Les variables *age* et *heures.tv* sont des variables quantitatives. Il importe de vérifier qu'elles sont bien enregistrées en tant que variables numériques. En effet, il arrive parfois que dans le fichier source les variables quantitatives soient renseignées sous forme de valeur textuelle et non sous forme numérique.

```
R> str(d$age)
```

```
 int [1:2000] 28 23 59 34 71 35 60 47 20 28 ...
```

```
R> str(d$heures.tv)
```

```
 num [1:2000] 0 1 0 2 3 2 2.9 1 2 2 ...
```

Nos deux variables sont bien renseignées sous forme numérique.

Cependant, l'effet de l'âge est rarement linéaire. Un exemple trivial est par exemple le fait d'occuper un emploi qui sera moins fréquent aux jeunes âges et aux âges élevés. Dès lors, on pourra transformer la variable *age* en groupe d'âges avec la fonction `cut` (voir le chapitre Manipulation de données) :

```
R> d$grpage <- cut(d$age, c(16, 25, 45, 65, 99), right = FALSE, include.lowest =
   TRUE)
   freq(d$grpage)
```

```
          n    % val%
[16,25) 169  8.5  8.5
[25,45) 706 35.3 35.3
[45,65) 745 37.2 37.2
[65,99] 380 19.0 19.0
```

Jetons maintenant un oeil à la variable *nivetud* :

```
R> freq(d$nivetud)
```

```
                                                                  n    % val%
N'a jamais fait d'etudes                                         39  2.0  2.1
A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires  86  4.3  4.6
Derniere annee d'etudes primaires                               341 17.1 18.1
1er cycle                                                       204 10.2 10.8
2eme cycle                                                      183  9.2  9.7
Enseignement technique ou professionnel court                   463 23.2 24.5
Enseignement technique ou professionnel long                    131  6.6  6.9
Enseignement superieur y compris technique superieur            441 22.1 23.4
NA                                                              112  5.6   NA
```

En premier lieu, cette variable est détaillée en pas moins de huit modalités dont certaines sont peu représentées (seulement 39 individus soit 2 % n'ont jamais fait d'études par exemple). Afin d'améliorer notre modèle logistique, il peut être pertinent de regrouper certaines modalités (voir le chapitre Manipulation de données) :

```
R> d$etud <- d$nivetud
   levels(d$etud) <- c("Primaire", "Primaire", "Primaire", "Secondaire", "Seconda
   ire",
     "Technique/Professionnel", "Technique/Professionnel", "Supérieur")
   freq(d$etud)
```

```
                          n    % val%
Primaire                466 23.3 24.7
Secondaire              387 19.4 20.5
Technique/Professionnel 594 29.7 31.5
Supérieur               441 22.1 23.4
NA                      112  5.6   NA
```

Notre variable comporte également 112 individus avec une valeur manquante. Si nous conservons cette valeur manquante, ces 112 individus seront, par défaut, exclus de l'analyse. Ces valeurs manquantes n'étant pas négligeable (5,6 %), nous pouvons également faire le choix de considérer ces valeurs manquantes comme une modalité supplémentaire. Auquel cas, nous utiliserons la fonction `add.NA` :

```
R> levels(d$etud)
```

```
[1] "Primaire"                "Secondaire"
[3] "Technique/Professionnel" "Supérieur"
```

```
R> d$etud <- addNA(d$etud)
  levels(d$etud)
```

```
[1] "Primaire"                "Secondaire"
[3] "Technique/Professionnel" "Supérieur"
[5] NA
```

Régression logistique binaire

La fonction `glm` (pour *generalized linear models* soit modèle linéaire généralisé en français) permet de calculer une grande variété de modèles statistiques. La régression logistique ordinaire correspond au modèle *logit* de la famille des modèles binomiaux, ce que l'on indique à `glm` avec l'argument `family=binomial(logit)`.

Le modèle proprement dit sera renseigné sous la forme d'une formule (que nous avons déjà rencontrée dans le chapitre sur la statistique bivariée, page 285 et présentée plus en détails dans un chapitre dédié, page 621). On indiquera d'abord la variable d'intérêt, suivie du signe `~` (que l'on obtient en appuyant sur les touches `Alt Gr` et `3` sur un clavier de type PC) puis de la liste des variables explicatives séparées par un signe `+`. Enfin, l'argument `data` permettra d'indiquer notre tableau de données.

```
R> reg <- glm(sport ~ sexe + grpage + etud + relig + heures.tv, data = d, family
  = binomial(logit))
  reg
```

```
Call:  glm(formula = sport ~ sexe + grpage + etud + relig + heures.tv,
    family = binomial(logit), data = d)

Coefficients:
                     (Intercept)                         sexeHomme
                       -0.798368                          0.439694
```

```
                    grpage[25,45)                      grpage[45,65)
                        -0.420448                          -1.085434
                    grpage[65,99]                     etudSecondaire
                        -1.381353                           0.950571
     etudTechnique/Professionnel                      etudSupérieur
                         1.049253                           1.891667
                           etudNA       religPratiquant occasionnel
                         2.150428                          -0.021904
 religAppartenance sans pratique  religNi croyance ni appartenance
                        -0.006696                          -0.215389
                       religRejet                  religNSP ou NVPR
                        -0.383543                          -0.083789
                        heures.tv
                        -0.120911

Degrees of Freedom: 1994 Total (i.e. Null);  1980 Residual
  (5 observations deleted due to missingness)
Null Deviance:      2609
Residual Deviance: 2206     AIC: 2236
```

NOTE

Il est possible de spécifier des modèles plus complexes. Par exemple, `x:y` permet d'indiquer l'interaction entre les variables *x* et *y*. `x * y` sera équivalent à `x + y + x:y`. Pour aller plus loin, voir http://ww2.coastal.edu/kingw/statistics/R-tutorials/formulae.html.

Une présentation plus complète des résultats est obtenue avec la méthode `summary` :

```
R> summary(reg)
```

```
Call:
glm(formula = sport ~ sexe + grpage + etud + relig + heures.tv,
    family = binomial(logit), data = d)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.8784  -0.8865  -0.4808   1.0033   2.4222

Coefficients:
                                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)                    -0.798368   0.323903  -2.465 0.013708 *
sexeHomme                       0.439694   0.106062   4.146 3.39e-05 ***
grpage[25,45)                  -0.420448   0.228053  -1.844 0.065236 .
```

```
grpage[45,65]                    -1.085434   0.237716  -4.566 4.97e-06 ***
grpage[65,99]                    -1.381353   0.273796  -5.045 4.53e-07 ***
etudSecondaire                    0.950571   0.197442   4.814 1.48e-06 ***
etudTechnique/Professionnel       1.049253   0.189804   5.528 3.24e-08 ***
etudSupérieur                     1.891667   0.195218   9.690  < 2e-16 ***
etudNA                            2.150428   0.330229   6.512 7.42e-11 ***
religPratiquant occasionnel      -0.021904   0.189199  -0.116 0.907833
religAppartenance sans pratique  -0.006696   0.174737  -0.038 0.969434
religNi croyance ni appartenance -0.215389   0.193080  -1.116 0.264617
religRejet                       -0.383543   0.285905  -1.342 0.179756
religNSP ou NVPR                 -0.083789   0.411028  -0.204 0.838470
heures.tv                        -0.120911   0.033591  -3.599 0.000319 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 2609.2  on 1994  degrees of freedom
Residual deviance: 2206.2  on 1980  degrees of freedom
  (5 observations deleted due to missingness)
AIC: 2236.2

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Dans le cadre d'un modèle logistique, généralement on ne présente pas les coefficients du modèle mais leur valeur exponentielle, cette dernière correspondant en effet à des *odds ratio*, également appelés rapports des cotes. L'odds ratio diffère du risque relatif. Cependent son interprétation est similaire. Un *odds ratio* de 1 signifie l'absence d'effet. Un *odds ratio* largement supérieur à 1 correspond à une augmentation du phénomène étudié et un *odds ratio* largement inféieur à 1 correspond à une diminution du phénomène étudié[1].

La fonction `coef` permet d'obtenir les coefficients d'un modèle, `confint` leurs intervalles de confiance et `exp` de calculer l'exponentiel. Les *odds ratio* et leurs intervalles de confiance s'obtiennent ainsi :

```
R> exp(coef(reg))
```

```
                     (Intercept)                        sexeHomme
                       0.4500628                        1.5522329
                   grpage[25,45)                     grpage[45,65)
                       0.6567525                        0.3377552
                   grpage[65,99]                    etudSecondaire
                       0.2512383                        2.5871865
     etudTechnique/Professionnel                    etudSupérieur
```

1. Pour plus de détails, voir http://www.spc.univ-lyon1.fr/polycop/odds%20ratio.htm.

```
                      2.8555168                       6.6304155
                         etudNA      religPratiquant occasionnel
                      8.5885303                       0.9783342
 religAppartenance sans pratique religNi croyance ni appartenance
                      0.9933267                       0.8062276
                     religRejet                 religNSP ou NVPR
                      0.6814428                       0.9196256
                      heures.tv
                      0.8861129
```

```
R> exp(confint(reg))
```

```
Waiting for profiling to be done...
```

```
                                    2.5 %     97.5 %
(Intercept)                     0.2377004  0.8473181
sexeHomme                       1.2614265  1.9120047
grpage[25,45)                   0.4194391  1.0274553
grpage[45,65)                   0.2115307  0.5380894
grpage[65,99]                   0.1463860  0.4288023
etudSecondaire                  1.7652682  3.8327896
etudTechnique/Professionnel     1.9804881  4.1729378
etudSupérieur                   4.5517938  9.7950691
etudNA                          4.5347799 16.5885323
religPratiquant occasionnel     0.6758807  1.4198530
religAppartenance sans pratique 0.7063000  1.4020242
religNi croyance ni appartenance 0.5524228  1.1782475
religRejet                      0.3868800  1.1889781
religNSP ou NVPR                0.3996746  2.0215562
heures.tv                       0.8290223  0.9457756
```

On pourra faciliter la lecture en combinant les deux :

```
R> exp(cbind(coef(reg), confint(reg)))
```

```
Waiting for profiling to be done...
```

```
                                            2.5 %     97.5 %
(Intercept)                     0.4500628 0.2377004  0.8473181
sexeHomme                       1.5522329 1.2614265  1.9120047
grpage[25,45)                   0.6567525 0.4194391  1.0274553
grpage[45,65)                   0.3377552 0.2115307  0.5380894
grpage[65,99]                   0.2512383 0.1463860  0.4288023
```

```
etudSecondaire                    2.5871865 1.7652682  3.8327896
etudTechnique/Professionnel       2.8555168 1.9804881  4.1729378
etudSupérieur                     6.6304155 4.5517938  9.7950691
etudNA                            8.5885303 4.5347799 16.5885323
religPratiquant occasionnel       0.9783342 0.6758807  1.4198530
religAppartenance sans pratique   0.9933267 0.7063000  1.4020242
religNi croyance ni appartenance  0.8062276 0.5524228  1.1782475
religRejet                        0.6814428 0.3868800  1.1889781
religNSP ou NVPR                  0.9196256 0.3996746  2.0215562
heures.tv                         0.8861129 0.8290223  0.9457756
```

Pour savoir si un *odds ratio* diffère significativement de 1 (ce qui est identique au fait que le coefficient soit différent de 0), on pourra se référer à la colonne *Pr(>|z|)* obtenue avec `summary`.

Si vous disposez de l'extension **questionr**, la fonction `odds.ratio` permet de calculer directement les *odds ratio*, leur intervalles de confiance et les *p-value* :

```
R> library(questionr)
   odds.ratio(reg)
```

```
Waiting for profiling to be done...
```

```
                                     OR   2.5 %  97.5 %         p
(Intercept)                     0.45006 0.23770  0.8473 0.0137076 *
sexeHomme                       1.55223 1.26143  1.9120 3.389e-05 ***
grpage[25,45)                   0.65675 0.41944  1.0275 0.0652358 .
grpage[45,65)                   0.33776 0.21153  0.5381 4.969e-06 ***
grpage[65,99]                   0.25124 0.14639  0.4288 4.531e-07 ***
etudSecondaire                  2.58719 1.76527  3.8328 1.476e-06 ***
etudTechnique/Professionnel     2.85552 1.98049  4.1729 3.237e-08 ***
etudSupérieur                   6.63042 4.55179  9.7951 < 2.2e-16 ***
etudNA                          8.58853 4.53478 16.5885 7.419e-11 ***
religPratiquant occasionnel     0.97833 0.67588  1.4199 0.9078331
religAppartenance sans pratique 0.99333 0.70630  1.4020 0.9694337
religNi croyance ni appartenance 0.80623 0.55242  1.1782 0.2646171
religRejet                      0.68144 0.38688  1.1890 0.1797562
religNSP ou NVPR                0.91963 0.39967  2.0216 0.8384696
heures.tv                       0.88611 0.82902  0.9458 0.0003188 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Représentation graphique du modèle

Il est possible de représenter graphiquement les différents odds ratios. Pour cela, on va utiliser la fonction `tidy` de l'extension **broom** pour récupérer les coefficients du modèle sous la forme d'un tableau de données exploitable avec **ggplot2**. On précisera `conf.int = TRUE` pour obtenir les intervalles de confiance et `exponentiate = TRUE` pour avoir les odds ratio plutôt que les coefficients bruts. `geom_errorbarh` permets de représenter les intervalles de confiance sous forme de barres d'erreurs, `geom_vline` une ligne verticale au niveau `x = 1`, `scale_x_log10` pour afficher l'axe des `x` de manière logarithmique, les odds ratios étant de nature multiplicative et non additive.

```
R> library(broom)
   tmp <- tidy(reg, conf.int = TRUE, exponentiate = TRUE)
   str(tmp)
```

```
'data.frame':   15 obs. of  7 variables:
 $ term     : chr  "(Intercept)" "sexeHomme" "grpage[25,45)" "grpage[45,6
5)" ...
 $ estimate : num  0.45 1.552 0.657 0.338 0.251 ...
 $ std.error: num  0.324 0.106 0.228 0.238 0.274 ...
 $ statistic: num  -2.46 4.15 -1.84 -4.57 -5.05 ...
 $ p.value  : num  1.37e-02 3.39e-05 6.52e-02 4.97e-06 4.53e-07 ...
 $ conf.low : num  0.238 1.261 0.419 0.212 0.146 ...
 $ conf.high: num  0.847 1.912 1.027 0.538 0.429 ...
```

```
R> library(ggplot2)
   ggplot(tmp) + aes(x = estimate, y = term, xmin = conf.low, xmax = conf.hi
   gh) + geom_vline(xintercept = 1) +
     geom_errorbarh() + geom_point() + scale_x_log10()
```

Figure 1. Représentation graphique des odds ratios

La fonction `ggcoef` de l'extension **GGally** permet d'effectuer le graphique précédent directement à partir de notre modèle. Voir l'aide de cette fonction pour la liste complète des paramètres personnalisables.

```
R> library(GGally)
   ggcoef(reg, exponentiate = TRUE)
```

Figure 2. La fonction ggcoef

NOTE

L'extension **JLutils**, disponible uniquement sur GitHub, propose une fonction intéressante dans ce contexte. Pour l'installer ou la mettre à jour, si ce n'est déjà fait, on aura recours à la commande ci-après.

```
R> devtools::install_github("larmarange/JLutils")
```

La fonction `tidy_detailed` est une version «élargie» de `tidy` qui rajoute des colonnes supplémentaires avec le nom des variables et des modalités.

```
R> str(tidy(reg))
```

```
'data.frame':   15 obs. of  5 variables:
 $ term     : chr  "(Intercept)" "sexeHomme" "grpage[25,45)" "grpage[45,65)"
...
 $ estimate : num  -0.798 0.44 -0.42 -1.085 -1.381 ...
 $ std.error: num  0.324 0.106 0.228 0.238 0.274 ...
 $ statistic: num  -2.46 4.15 -1.84 -4.57 -5.05 ...
 $ p.value  : num  1.37e-02 3.39e-05 6.52e-02 4.97e-06 4.53e-07 ...
```

```
R> library(JLutils)
  str(tidy_detailed(reg))
```

```
'data.frame':   15 obs. of  10 variables:
 $ term          : chr  "(Intercept)" "etudNA" "etudSecondaire" "etudSupérieu
r" ...
 $ estimate      : num  -0.798 2.15 0.951 1.892 1.049 ...
 $ std.error     : num  0.324 0.33 0.197 0.195 0.19 ...
 $ statistic     : num  -2.46 6.51 4.81 9.69 5.53 ...
 $ p.value       : num  1.37e-02 7.42e-11 1.48e-06 3.32e-22 3.24e-08 ...
 $ variable      : chr  NA "etud" "etud" "etud" ...
 $ variable_label: chr  NA "etud" "etud" "etud" ...
 $ level         : chr  NA NA "Secondaire" "Supérieur" ...
 $ level_detail  : chr  NA "NA vs. Primaire" "Secondaire vs. Primaire" "Supér
ieur vs. Primaire" ...
 $ label         : chr  NA "NA vs. Primaire" "Secondaire vs. Primaire" "Supér
ieur vs. Primaire" ...
```

Il est possible de combiner `tidy_detailed` avec `ggcoef` pour personnaliser un peu plus le résultat.

```
R> td <- tidy_detailed(reg, exponentiate = TRUE, conf.int = TRUE)
   td$level_detail <- factor(td$label, rev(td$level_detail))  # Pour fixer l'o
   rdre pour ggplot2
   ggcoef(td, mapping = aes(y = level_detail, x = estimate, colour = variabl
   e_label),
     exponentiate = TRUE)
```

Représentation graphique des effets

L'extension **effects** propose une représentation graphique résumant les effets de chaque variable du modèle. Pour cela, il suffit d'appliquer la méthode `plot` au résultat de la fonction `allEffects`. Nous obtenons alors la figure ci-dessous, page 420.

```
R> library(effects)
   plot(allEffects(reg))
```

Figure 3. Représentation graphique de l'effet de chaque variable du modèle logistique

Une manière de tester la qualité d'un modèle est le calcul d'une matrice de confusion, c'est-à-dire le tableau croisé des valeurs observées et celles des valeurs prédites en appliquant le modèle aux données d'origine.

La méthode `predict` avec l'argument `type="response"` permet d'appliquer notre modèle logistique à un tableau de données et renvoie pour chaque individu la probabilité qu'il ait vécu le phénomène étudié.

```
R> sport.pred <- predict(reg, type = "response", newdata = d)
   head(sport.pred)
```

```
          1          2          3          4          5          6
 0.61241192 0.73414575 0.15982958 0.70350157 0.07293505 0.34824228
```

Or notre variable étudiée est de type binaire. Nous devons donc transformer nos probabilités prédites en une variable du type « oui / non ». Usuellement, les probabilités prédites seront réunies en deux groupes

selon qu'elles soient supérieures ou inférieures à la moitié. La matrice de confusion est alors égale à :

```
R> table(sport.pred > 0.5, d$sport)
```

```
        Non  Oui
  FALSE 1076  384
  TRUE   199  336
```

Nous avons donc 583 (384+199) prédictions incorrectes sur un total de 1993, soit un taux de mauvais classement de 29,3 %.

Identifier les variables ayant un effet significatif

Les p-values associées aux odds ratios nous indique si un odd ratio est significativement différent de 1, par rapport à la modalité de référebce. Mais cela n'indique pas si globalement une variable a un effet significatif sur le modèle. Pour tester l'effet global sur un modèle, on peut avoir recours à la fonction `drop1`. Cette dernière va tour à tour supprimer chaque variable du modèle et réaliser une analyse de variance (ANOVA, voir fonction `anova`) pour voir si la variance change significativement.

```
R> drop1(reg, test = "Chisq")
```

```
Single term deletions

Model:
sport ~ sexe + grpage + etud + relig + heures.tv
          Df Deviance    AIC     LRT  Pr(>Chi)
<none>         2206.2 2236.2
sexe       1   2223.5 2251.5  17.309 3.176e-05 ***
grpage     3   2259.0 2283.0  52.803 2.020e-11 ***
etud       4   2330.0 2352.0 123.826 < 2.2e-16 ***
relig      5   2210.4 2230.4   4.232 0.5165401
heures.tv  1   2219.6 2247.6  13.438 0.0002465 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Ainsi, dans le cas présent, la suppression de la variable *relig* ne modifie significativement pas le modèle, indiquant l'absence d'effet de cette variable.

Sélection de modèles

Il est toujours tentant lorsque l'on recherche les facteurs associés à un phénomène d'inclure un nombre important de variables explicatives potentielles dans un mmodèle logistique. Cependant, un tel modèle n'est pas forcément le plus efficace et certaines variables n'auront probablement pas d'effet significatif sur la variable d'intérêt.

La technique de sélection descendante pas à pas est une approche visant à améliorer son modèle explicatif[2]. On réalise un premier modèle avec toutes les variables spécifiées, puis on regarde s'il est possible d'améliorer le modèle en supprimant une des variables du modèle. Si plusieurs variables permettent d'améliorer le modèle, on supprimera la variable dont la suppression améliorera le plus le modèle. Puis on recommence le même procédé pour voir si la suppression d'une seconde variable peut encore améliorer le modèle et ainsi de suite. Lorsque le modèle ne peut plus être améliorer par la suppresion d'une variable, on s'arrête.

Il faut également définir un critère pour déterminer la qualité d'un modèle. L'un des plus utilisés est le *Akaike Information Criterion* ou AIC. Plus l'AIC sera faible, meilleure sera le modèle.

La fonction `step` permet justement de sélectionner le meilleur modèle par une procédure pas à pas descendante basée sur la minimisation de l'AIC. La fonction affiche à l'écran les différentes étapes de la sélection et renvoie le modèle final.

```
R> reg2 <- step(reg)
```

```
Start:  AIC=2236.17
sport ~ sexe + grpage + etud + relig + heures.tv

            Df Deviance    AIC
- relig      5   2210.4 2230.4
<none>           2206.2 2236.2
- heures.tv  1   2219.6 2247.6
- sexe       1   2223.5 2251.5
- grpage     3   2259.0 2283.0
- etud       4   2330.0 2352.0

Step:  AIC=2230.4
sport ~ sexe + grpage + etud + heures.tv

            Df Deviance    AIC
<none>           2210.4 2230.4
- heures.tv  1   2224.0 2242.0
```

2. Il existe également des méthodes de *sélection ascendante pas à pas*, mais nous les aborderons pas ici.

```
- sexe       1   2226.4 2244.4
- grpage     3   2260.6 2274.6
- etud       4   2334.3 2346.3
```

Le modèle initial a un AIC de 2235,9. À la première étape, il apparait que la suppression de la variable religion permet diminuer l'AIC à 2230,2. Lors de la seconde étape, toute suppression d'une autre variable ferait augmenter l'AIC. La procédure s'arrête donc.

Pour obtenir directement l'AIC d'un modèle donné, on peut utiliser la fonction `AIC`.

```
R> AIC(reg)
```

```
[1] 2236.173
```

```
R> AIC(reg2)
```

```
[1] 2230.404
```

On peut effectuer une analyse de variance ou *ANOVA* pour comparer les deux modèles avec la fonction `anova`.

```
R> anova(reg, reg2, test = "Chisq")
```

```
Analysis of Deviance Table

Model 1: sport ~ sexe + grpage + etud + relig + heures.tv
Model 2: sport ~ sexe + grpage + etud + heures.tv
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1      1980     2206.2
2      1985     2210.4 -5  -4.2319   0.5165
```

Il n'y a pas de différences significatives entre nos deux modèles. Autrement dit, notre second modèle explique tout autant de variance que notre premier modèle, tout en étant plus parcimonieux.

NOTE

Une alternative à la fonction `step` est la fonction `stepAIC` de l'extension **MASS** qui fonctionne de la même manière. Si cela ne change rien aux régressions logistiques classiques, il arrive que pour certains types de modèle la méthode `step` ne soit pas disponible, mais que `stepAIC` puisse être utilisée à la place.

```
R> library(MASS)
   reg2bis <- stepAIC(reg)
```

```
Start:  AIC=2236.17
sport ~ sexe + grpage + etud + relig + heures.tv

            Df Deviance    AIC
- relig      5   2210.4 2230.4
<none>           2206.2 2236.2
- heures.tv  1   2219.6 2247.6
- sexe       1   2223.5 2251.5
- grpage     3   2259.0 2283.0
- etud       4   2330.0 2352.0

Step:  AIC=2230.4
sport ~ sexe + grpage + etud + heures.tv

            Df Deviance    AIC
<none>           2210.4 2230.4
- heures.tv  1   2224.0 2242.0
- sexe       1   2226.4 2244.4
- grpage     3   2260.6 2274.6
- etud       4   2334.3 2346.3
```

Effets d'interaction dans le modèle

Voir le chapitre dédié aux effets d'interaction, page 505.

Régression logistique multinomiale

La régression logistique multinomiale est une extension de la régression logistique aux variables qualitatives à trois modalités ou plus. Dans ce cas de figure, chaque modalité de la variable d'intérêt sera

comparée à la modalité de réference. Les *odds ratio* seront donc exprimés par rapport à cette dernière.

Nous allons prendre pour exemple la variable *trav.satisf*, à savoir la satisfaction ou l'insatisfaction au travail.

```
R> freq(d$trav.satisf)
```

```
                 n    % val%
Satisfaction   480 24.0 45.8
Insatisfaction 117  5.9 11.2
Equilibre      451 22.6 43.0
NA             952 47.6   NA
```

Nous allons choisir comme modalité de référence la position intermédiaire, à savoir l'« équilibre ».

```
R> d$trav.satisf <- relevel(d$trav.satisf, "Equilibre")
```

Enfin, nous allons aussi en profiter pour raccourcir les étiquettes de la variable *trav.imp* :

```
R> levels(d$trav.imp) <- c("Le plus", "Aussi", "Moins", "Peu")
```

Pour calculer un modèle logistique multinomial, nous allons utiliser la fonction `multinom` de l'extension nnet[3]. La syntaxe de `multinom` est similaire à celle de `glm`, le paramètre `family` en moins.

```
R> library(nnet)
  regm <- multinom(trav.satisf ~ sexe + etud + grpage + trav.imp, data = d)
```

```
# weights:  39 (24 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 977.348901
iter  20 value 969.849189
iter  30 value 969.522965
final  value 969.521855
converged
```

Comme pour la régression logistique, il est possible de réaliser une sélection pas à pas descendante :

3. Une alternative est d'avoir recours à l'extension **mlogit** que nous n'aborderons pas ici. Voir http://www.ats.ucla.edu/stat/r/dae/mlogit.htm (en anglais) pour plus de détails.

```
R> regm2 <- step(regm)
```

```
Start:  AIC=1987.04
trav.satisf ~ sexe + etud + grpage + trav.imp

trying - sexe
# weights:  36 (22 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 978.538886
iter  20 value 970.453555
iter  30 value 970.294459
final  value 970.293988
converged
trying - etud
# weights:  27 (16 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 987.907714
iter  20 value 981.785467
iter  30 value 981.762800
final  value 981.762781
converged
trying - grpage
# weights:  30 (18 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 979.485430
iter  20 value 973.175923
final  value 973.172389
converged
trying - trav.imp
# weights:  30 (18 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 998.803976
iter  20 value 994.417973
iter  30 value 994.378914
final  value 994.378869
converged
           Df      AIC
- grpage   18 1982.345
- sexe     22 1984.588
<none>     24 1987.044
- etud     16 1995.526
- trav.imp 18 2024.758
# weights:  30 (18 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 979.485430
iter  20 value 973.175923
```

```
final  value 973.172389
converged

Step:  AIC=1982.34
trav.satisf ~ sexe + etud + trav.imp

trying - sexe
# weights:  27 (16 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 976.669670
iter  20 value 973.928385
iter  20 value 973.928377
iter  20 value 973.928377
final  value 973.928377
converged
trying - etud
# weights:  18 (10 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 988.413720
final  value 985.085797
converged
trying - trav.imp
# weights:  21 (12 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 1001.517287
final  value 998.204280
converged
           Df      AIC
- sexe     16 1979.857
<none>     18 1982.345
- etud     10 1990.172
- trav.imp 12 2020.409
# weights:  27 (16 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 976.669670
iter  20 value 973.928385
iter  20 value 973.928377
iter  20 value 973.928377
final  value 973.928377
converged

Step:  AIC=1979.86
trav.satisf ~ etud + trav.imp

trying - etud
# weights:  15 (8 variable)
initial  value 1151.345679
```

```
iter  10 value 986.124104
final  value 986.034023
converged
trying - trav.imp
# weights:  18 (10 variable)
initial  value 1151.345679
iter  10 value 1000.225356
final  value 998.395273
converged
           Df      AIC
<none>     16 1979.857
- etud      8 1988.068
- trav.imp 10 2016.791
```

La plupart des fonctions vues précédemment fonctionnent :

```
R> summary(regm2)
```

```
Call:
multinom(formula = trav.satisf ~ etud + trav.imp, data = d)

Coefficients:
               (Intercept) etudSecondaire etudTechnique/Professionnel
Satisfaction    -0.1110996     0.04916210                  0.07793241
Insatisfaction  -1.1213760    -0.09737523                  0.08392603
               etudSupérieur      etudNA trav.impAussi trav.impMoins
Satisfaction      0.69950061 -0.53841577     0.2578973    -0.1756206
Insatisfaction    0.07755307 -0.04364055    -0.2279774    -0.5330349
               trav.impPeu
Satisfaction    -0.5995051
Insatisfaction   1.3401509

Std. Errors:
               (Intercept) etudSecondaire etudTechnique/Professionnel
Satisfaction     0.4520902      0.2635573                   0.2408483
Insatisfaction   0.6516992      0.3999875                   0.3579684
               etudSupérieur    etudNA trav.impAussi trav.impMoins trav.impPeu
Satisfaction       0.2472571 0.5910993     0.4260623     0.4115818   0.5580115
Insatisfaction     0.3831110 0.8407592     0.6213781     0.5941721   0.6587383

Residual Deviance: 1947.857
AIC: 1979.857
```

```
R> odds.ratio(regm2)
```

```
                                                OR    2.5 %  97.5 %        p
Satisfaction/(Intercept)                  0.894850 0.368918  2.1706 0.805878
Satisfaction/etudSecondaire               1.050391 0.626629  1.7607 0.852027
Satisfaction/etudTechnique/Professionnel  1.081050 0.674272  1.7332 0.746260
Satisfaction/etudSupérieur                2.012747 1.239720  3.2678 0.004669
Satisfaction/etudNA                       0.583672 0.183242  1.8591 0.362363
Satisfaction/trav.impAussi                1.294206 0.561485  2.9831 0.544977
Satisfaction/trav.impMoins                0.838936 0.374447  1.8796 0.669600
Satisfaction/trav.impPeu                  0.549083 0.183932  1.6391 0.282661
Insatisfaction/(Intercept)                0.325831 0.090838  1.1687 0.085306
Insatisfaction/etudSecondaire             0.907216 0.414229  1.9869 0.807660
Insatisfaction/etudTechnique/Professionnel 1.087548 0.539194  2.1936 0.814635
Insatisfaction/etudSupérieur              1.080640 0.510007  2.2897 0.839581
Insatisfaction/etudNA                     0.957298 0.184243  4.9740 0.958603
Insatisfaction/trav.impAussi              0.796142 0.235544  2.6910 0.713701
Insatisfaction/trav.impMoins              0.586821 0.183124  1.8805 0.369663
Insatisfaction/trav.impPeu                3.819620 1.050270 13.8912 0.041909

Satisfaction/(Intercept)
Satisfaction/etudSecondaire
Satisfaction/etudTechnique/Professionnel
Satisfaction/etudSupérieur                **
Satisfaction/etudNA
Satisfaction/trav.impAussi
Satisfaction/trav.impMoins
Satisfaction/trav.impPeu
Insatisfaction/(Intercept)                .
Insatisfaction/etudSecondaire
Insatisfaction/etudTechnique/Professionnel
Insatisfaction/etudSupérieur
Insatisfaction/etudNA
Insatisfaction/trav.impAussi
Insatisfaction/trav.impMoins
Insatisfaction/trav.impPeu                *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

De même, il est possible de calculer la matrice de confusion :

```
R> table(predict(regm2, newdata = d), d$trav.satisf)
```

```
                 Equilibre Satisfaction Insatisfaction
  Equilibre            262          211             49
  Satisfaction         171          258             45
  Insatisfaction        18           11             23
```

La fonction `tidy` peut s'appliquer au résultat de `multinom` :

```
R> library(broom)
   tidy(regm2, exponentiate = TRUE, conf.int = TRUE)
```

```
                      y.level                         term  estimate std.error
Satisfaction1     Satisfaction                  (Intercept) 0.8948496 0.4520902
Satisfaction2     Satisfaction               etudSecondaire 1.0503906 0.2635573
Satisfaction3     Satisfaction etudTechnique/Professionnel 1.0810496 0.2408483
Satisfaction4     Satisfaction                etudSupérieur 2.0127473 0.2472571
Satisfaction5     Satisfaction                       etudNA 0.5836722 0.5910993
Satisfaction6     Satisfaction                trav.impAussi 1.2942058 0.4260623
Satisfaction7     Satisfaction                trav.impMoins 0.8389362 0.4115818
Satisfaction8     Satisfaction                  trav.impPeu 0.5490833 0.5580115
Insatisfaction1 Insatisfaction                  (Intercept) 0.3258311 0.6516992
Insatisfaction2 Insatisfaction               etudSecondaire 0.9072155 0.3999875
Insatisfaction3 Insatisfaction etudTechnique/Professionnel 1.0875484 0.3579684
Insatisfaction4 Insatisfaction                etudSupérieur 1.0806396 0.3831110
Insatisfaction5 Insatisfaction                       etudNA 0.9572980 0.8407592
Insatisfaction6 Insatisfaction                trav.impAussi 0.7961422 0.6213781
Insatisfaction7 Insatisfaction                trav.impMoins 0.5868213 0.5941721
Insatisfaction8 Insatisfaction                  trav.impPeu 3.8196198 0.6587383
                  statistic     p.value   conf.low conf.high
Satisfaction1   -0.24574657 0.805878421 0.36891824  2.170551
Satisfaction2    0.18653289 0.852026888 0.62662899  1.760724
Satisfaction3    0.32357462 0.746260102 0.67427204  1.733230
Satisfaction4    2.82904174 0.004668761 1.23972010  3.267795
Satisfaction5   -0.91087200 0.362362820 0.18324174  1.859146
Satisfaction6    0.60530411 0.544976949 0.56148541  2.983103
Satisfaction7   -0.42669673 0.669600230 0.37444660  1.879611
Satisfaction8   -1.07435980 0.282661454 0.18393230  1.639149
Insatisfaction1 -1.72069573 0.085306052 0.09083751  1.168745
Insatisfaction2 -0.24344565 0.807660187 0.41422897  1.986920
Insatisfaction3  0.23445095 0.814634911 0.53919437  2.193572
Insatisfaction4  0.20242976 0.839580764 0.51000705  2.289737
Insatisfaction5 -0.05190612 0.958603498 0.18424328  4.973964
Insatisfaction6 -0.36689002 0.713701054 0.23554433  2.690969
Insatisfaction7 -0.89710529 0.369662736 0.18312418  1.880469
Insatisfaction8  2.03442089 0.041909177 1.05027036 13.891181
```

On notera la présence d'une colonne supplémentaire, *`y.level`*. De fait, la fonction `ggcoef` ne peut

s'appliquer directement, car les coefficients vont se supperposer.

```
R> ggcoef(regm2, exponentiate = TRUE)
```

Figure 4. À ne pas faire : appliquer directment ggcoef

On a deux solutions possibles. Pour la première, la plus simple, il suffit d'ajouter des facettes avec `facet_grid`.

```
R> ggcoef(regm2, exponentiate = TRUE) + facet_grid(~y.level)
```

Figure 5. ggcoef avec facet_grid

Pour la seconde, on va réaliser un graphique personnalisé, sur la même logique que `ggcoef`, décalant les points grâce à `position_dodge`.

```
R> ggplot(tidy(regm2, exponentiate = T, conf.int = TRUE)) + aes(x = term, y
   = estimate,
     ymin = conf.low, ymax = conf.high, color = y.level) + geom_hline(yinter
   cept = 1,
     color = "gray25", linetype = "dotted") + geom_errorbar(position = posit
   ion_dodge(0.5),
     width = 0) + geom_point(position = position_dodge(width = 0.5)) + scal
   e_y_log10() +
     coord_flip()
```

Figure 6. Odds ratio d'un modèle multinomial

Régression logistique ordinale

La régression logistique ordinale s'applique lorsque la variable à expliquer possède trois ou plus modalités qui sont ordonnées (par exemple : modéré, moyen, fort).

L'extension la plus utilisée pour réaliser des modèles ordinaux est **ordinal** et sa fonction `clm`. Il est même possible de réaliser des modèles ordinaux avec des effets aléatoires (modèles mixtes) à l'aide de la fonction `clmm`.

Pour une bonne introduction à l'extension **ordinal**, on pourra se référer au tutoriel officiel (en anglais) : https://cran.r-project.org/web/packages/ordinal/vignettes/clm_tutorial.pdf.

Une autre introduction pertinente (en français) et utilisant cette fois-ci l'extention **VGAM** et sa fonction `vglm` est disponible sur le site de l'université de Lyon : https://eric.univ-lyon2.fr/~ricco/cours/didacticiels/data-mining/didacticiel_Reg_Logistique_Polytomique_Ordinale.pdf.

On va reprendre l'exemple précédent puisque la variable *trav.satisf* est une variable ordonnée.

```
R> freq(d$trav.satisf)
```

```
                 n    % val%
Equilibre      451 22.6 43.0
Satisfaction   480 24.0 45.8
Insatisfaction 117  5.9 11.2
NA             952 47.6   NA
```

ATTENTION : Dans le cas d'une régression logistique ordinale, il importante que les niveaux du facteur soient classés selon leur ordre hiéarchique (du plus faible au plus fort). On va dès lors recoder notre variable à expliquer.

```
R> d$trav.satisf <- factor(d$trav.satisf, c("Insatisfaction", "Equilibre", "Satis
   faction"),
     ordered = TRUE)
   freq(d$trav.satisf)
```

```
                 n    % val%
Insatisfaction 117  5.9 11.2
Equilibre      451 22.6 43.0
Satisfaction   480 24.0 45.8
NA             952 47.6   NA
```

```
R> library(ordinal)
   rego <- clm(trav.satisf ~ sexe + etud + trav.imp, data = d)
   summary(rego)
```

```
formula: trav.satisf ~ sexe + etud + trav.imp
data:    d

 link  threshold nobs logLik  AIC     niter max.grad cond.H
 logit flexible  1048 -978.61 1977.23 5(0)  5.41e-09 3.9e+02

Coefficients:
```

```
                            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
sexeHomme                   -0.16141    0.12215  -1.321 0.186369
etudSecondaire               0.05558    0.23220   0.239 0.810819
etudTechnique/Professionnel  0.03373    0.21210   0.159 0.873660
etudSupérieur                0.61336    0.21972   2.792 0.005245 **
etudNA                      -0.45555    0.48761  -0.934 0.350174
trav.impAussi                0.35104    0.38578   0.910 0.362857
trav.impMoins                0.02616    0.37174   0.070 0.943896
trav.impPeu                 -1.66062    0.46204  -3.594 0.000325 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Threshold coefficients:
                         Estimate Std. Error z value
Insatisfaction|Equilibre  -2.0226     0.4189  -4.829
Equilibre|Satisfaction     0.3391     0.4113   0.825
(952 observations deleted due to missingness)
```

Une fois encore, il est possible de faire une sélection descendane pas à pas.

```
R> rego2 <- step(rego)
```

```
Start:  AIC=1977.23
trav.satisf ~ sexe + etud + trav.imp

           Df    AIC
- sexe      1 1977.0
<none>        1977.2
- etud      4 1990.6
- trav.imp  3 2013.2

Step:  AIC=1976.97
trav.satisf ~ etud + trav.imp

           Df    AIC
<none>        1977.0
- etud      4 1990.6
- trav.imp  3 2011.6
```

L'extension **broom** ne propose pas de méthode `tidy` pour les objets `clm`. Cependant, on pourra en trouver une dans l'extension **JLutils**. Pour rappel, cette extension est disponible uniquement sur GitHub et s'installe donc ainsi :

```
R> install_github("larmarange/JLutils")
```

```
R> library(JLutils)
   tidy(rego2, exponentiate = TRUE, conf.int = TRUE)
```

```
                         term  estimate std.error   statistic      p.value
1      Equilibre|Satisfaction 1.5112340 0.4070527  1.01443002 3.103776e-01
2                      etudNA 0.6595865 0.4870037 -0.85449501 3.928308e-01
3              etudSecondaire 1.0625486 0.2320661  0.26143590 7.937564e-01
4               etudSupérieur 1.8404208 0.2196152  2.77755928 5.476885e-03
5 etudTechnique/Professionnel 1.0140018 0.2114991  0.06574345 9.475821e-01
6    Insatisfaction|Equilibre 0.1427923 0.4142977 -4.69798475 2.627410e-06
7               trav.impAussi 1.3939432 0.3849992  0.86269411 3.883057e-01
8               trav.impMoins 1.0337601 0.3712009  0.08944679 9.287268e-01
9                 trav.impPeu 0.1948513 0.4610260 -3.54756230 3.888138e-04
    conf.low conf.high
1         NA        NA
2 0.25296915 1.7205700
3 0.67374921 1.6747176
4 1.19619139 2.8319521
5 0.66917118 1.5346895
6         NA        NA
7 0.65080539 2.9656810
8 0.49540445 2.1402278
9 0.07837432 0.4798506
```

La méthode `tidy.clm` étant disponible, on peut utiliser `ggcoef`.

```
R> library(JLutils)
   library(GGally)
   ggcoef(rego2, exponentiate = TRUE)
```

```
Warning: Removed 2 rows containing missing values (geom_errorbarh).
```

Figure 7. Coefficients du modèle ordinal

Données pondérées et l'extension survey

Lorsque l'on utilise des données pondérées, on aura recours à l'extension **survey**[4].

Préparons des données d'exemple :

4. Voir le chapitre dédié aux données pondérées, page 371.

```
R> library(survey)
   dw <- svydesign(ids = ~1, data = d, weights = ~poids)
```

Régression logistique binaire

L'extension **survey** fournit une fonction `svyglm` permettant de calculer un modèle statistique tout en prenant en compte le plan d'échantillonnage spécifié. La syntaxe de `svyglm` est proche de celle de `glm`. Cependant, le cadre d'une régression logistique, il est nécessaire d'utiliser `family = quasibinomial()` afin d'éviter un message d'erreur indiquant un nombre non entier de succès :

```
R> reg <- svyglm(sport ~ sexe + age + relig + heures.tv, dw, family = binomial())
```

```
Warning in eval(family$initialize): non-integer #successes in a binomial glm!
```

```
R> reg <- svyglm(sport ~ sexe + age + relig + heures.tv, dw, family = quasibinomi
   al())
   reg
```

```
Independent Sampling design (with replacement)
svydesign(ids = ~1, data = d, weights = ~poids)

Call:  svyglm(formula = sport ~ sexe + age + relig + heures.tv, dw,
    family = quasibinomial())

Coefficients:
                     (Intercept)                         sexeHomme
                         1.53590                           0.36526
                             age       religPratiquant occasionnel
                        -0.04127                           0.05577
 religAppartenance sans pratique  religNi croyance ni appartenance
                         0.16367                           0.03988
                       religRejet                  religNSP ou NVPR
                        -0.14862                          -0.22682
                       heures.tv
                        -0.18204

Degrees of Freedom: 1994 Total (i.e. Null);  1986 Residual
  (5 observations deleted due to missingness)
Null Deviance:      2672
Residual Deviance: 2378     AIC: NA
```

Le résultat obtenu est similaire à celui de `glm` et l'on peut utiliser sans problème les fonctions `coef`, `confint`, `odds.ratio`, `predict` ou encore `tidy`.

```
R> odds.ratio(reg)
```

```
                                     OR   2.5 % 97.5 %         p
(Intercept)                     4.64553 2.57758 8.3726 3.522e-07 ***
sexeHomme                       1.44089 1.12150 1.8513  0.004325 **
age                             0.95957 0.95181 0.9674 < 2.2e-16 ***
religPratiquant occasionnel     1.05735 0.65902 1.6965  0.817180
religAppartenance sans pratique 1.17782 0.75911 1.8275  0.465321
religNi croyance ni appartenance 1.04068 0.64638 1.6755  0.869658
religRejet                      0.86190 0.42752 1.7376  0.677858
religNSP ou NVPR                0.79707 0.32481 1.9560  0.620504
heures.tv                       0.83356 0.77019 0.9022 6.786e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
R> library(broom)
  tidy(reg, exponentiate = TRUE, conf.int = TRUE)
```

```
                             term  estimate   std.error  statistic
1                     (Intercept) 4.6455262 0.300543226  5.1104285
2                       sexeHomme 1.4408950 0.127859939  2.8567542
3                             age 0.9595746 0.004147866 -9.9485426
4      religPratiquant occasionnel 1.0573550 0.241217139  0.2312045
5  religAppartenance sans pratique 1.1778210 0.224122249  0.7302539
6 religNi croyance ni appartenance 1.0406833 0.242986159  0.1641142
7                       religRejet 0.8618968 0.357732331 -0.4154496
8                 religNSP ou NVPR 0.7970656 0.458021132 -0.4952137
9                       heures.tv 0.8335645 0.040343332 -4.5123745
       p.value  conf.low conf.high
1 3.522452e-07 2.5775794 8.3725505
2 4.324505e-03 1.1214960 1.8512578
3 8.648927e-23 0.9518052 0.9674074
4 8.171797e-01 0.6590167 1.6964662
5 4.653212e-01 0.7591124 1.8274795
6 8.696579e-01 0.6463807 1.6755167
7 6.778577e-01 0.4275166 1.7376311
8 6.205041e-01 0.3248073 1.9559707
9 6.785556e-06 0.7701918 0.9021516
```

Dans ses dernières versions, **survey** fournit une méthode `AIC.svyglm` permettant d'estimer un AIC sur un modèle calculé avec `svyglm`. Il est dès lors possible d'utiliser la fonction `step` pour réaliser une

sélection descendante pas à pas.

L'extension effects n'est quant à elle pas compatible avec `svyglm`[5].

Régression multinomiale

L'extension **survey** ne fournit pas de fonction adaptée aux régressions multinomiales. Cependant, il est possible d'en réaliser une en ayant recours à des poids de réplication, comme suggéré par Thomas Lumley dans son ouvrage *Complex Surveys: A Guide to Analysis Using R*. Thomas Lumley est par ailleurs l'auteur de l'extension **survey**.

L'extension **svrepmisc** disponible sur GitHub fournit quelques fonctions facilitant l'utilisation des poids de réplication avec **survey**. Pour l'installer, on utilisera le code ci-dessous :

```
R> devtools::install_github("carlganz/svrepmisc")
```

En premier lieu, il faut définir le design de notre tableau de données puis calculer des poids de réplication.

```
R> library(survey)
   dw <- svydesign(ids = ~1, data = d, weights = ~poids)
   dwr <- as.svrepdesign(dw, type = "bootstrap", replicates = 100)
```

Il faut prévoir un nombre de `replicates` suffisant pour calculer ultérieuremen les intervalles de confiance des coefficients. Plus ce nombre est élevé, plus précise sera l'estimation de la variance et donc des valeurs p et des intervalles de confiance. Cependant, plus ce nombre est élevé, plus le temps de calcul sera important.

svrepmisc fournit une fonction `svymultinom` pour le calcul d'une régression multinomiale avec des poids de réplication.

```
R> library(svrepmisc)
   regm <- svymultinom(trav.satisf ~ sexe + etud + grpage + trav.imp, design = dw
   r)
```

svrepmisc fournit également des méthodes `confint` et `tidy`. Il est également possible d'utiliser `ggcoef`.

```
R> regm
```

```
                                        Coefficient       SE t value Pr(>|t|)
```

5. Compatibilité qui pourra éventuellement être introduite dans une future version de l'extension.

```
Equilibre.(Intercept)                        0.93947  1.79069  0.5246   0.6014
Satisfaction.(Intercept)                     0.74127  1.83550  0.4039   0.6875
Equilibre.sexeHomme                         -0.24304  0.29288 -0.8298   0.4092
Satisfaction.sexeHomme                      -0.27381  0.29696 -0.9220   0.3594
Equilibre.etudSecondaire                    -0.41802  0.60514 -0.6908   0.4918
Satisfaction.etudSecondaire                 -0.26579  0.55659 -0.4775   0.6343
Equilibre.etudTechnique/Professionnel       -0.47708  0.54825 -0.8702   0.3869
Satisfaction.etudTechnique/Professionnel    -0.23585  0.51393 -0.4589   0.6476
Equilibre.etudSupérieur                     -0.57579  0.57258 -1.0056   0.3178
Satisfaction.etudSupérieur                   0.36801  0.54181  0.6792   0.4991
Equilibre.etudNA                            -0.32346  5.59568 -0.0578   0.9541
Satisfaction.etudNA                         -0.65343  5.65957 -0.1155   0.9084
Equilibre.grpage[25,45)                      0.60710  0.63340  0.9585   0.3409
Satisfaction.grpage[25,45)                   0.46941  0.71325  0.6581   0.5124
Equilibre.grpage[45,65)                      0.57989  0.68468  0.8469   0.3997
Satisfaction.grpage[45,65)                   0.52873  0.74963  0.7053   0.4828
Equilibre.grpage[65,99]                     -3.20673 24.42192 -0.1313   0.8959
Satisfaction.grpage[65,99]                  11.60092 25.53337  0.4543   0.6509
Equilibre.trav.impAussi                      0.42551  1.66328  0.2558   0.7988
Satisfaction.trav.impAussi                   0.54156  1.68645  0.3211   0.7490
Equilibre.trav.impMoins                      0.73727  1.63309  0.4515   0.6529
Satisfaction.trav.impMoins                   0.66621  1.66346  0.4005   0.6899
Equilibre.trav.impPeu                       -1.54722  1.72341 -0.8978   0.3721
Satisfaction.trav.impPeu                    -1.47191  1.77820 -0.8278   0.4104
```

```
R> confint(regm)
```

```
                                            2.5 %     97.5 %
Equilibre.(Intercept)                    -2.6270085  4.5059460
Satisfaction.(Intercept)                 -2.9144426  4.3969816
Equilibre.sexeHomme                      -0.8263604  0.3402774
Satisfaction.sexeHomme                   -0.8652610  0.3176483
Equilibre.etudSecondaire                 -1.6232612  0.7872165
Satisfaction.etudSecondaire              -1.3743479  0.8427585
Equilibre.etudTechnique/Professionnel    -1.5690225  0.6148616
Satisfaction.etudTechnique/Professionnel -1.2594308  0.7877238
Equilibre.etudSupérieur                  -1.7161773  0.5646004
Satisfaction.etudSupérieur               -0.7111056  1.4471296
Equilibre.etudNA                        -11.4682300 10.8213108
Satisfaction.etudNA                     -11.9254421 10.6185783
Equilibre.grpage[25,45)                  -0.6544188  1.8686207
Satisfaction.grpage[25,45)               -0.9511533  1.8899648
Equilibre.grpage[45,65)                  -0.7837766  1.9435542
Satisfaction.grpage[45,65)               -0.9642809  2.0217400
Equilibre.grpage[65,99]                 -51.8472111 45.4337414
```

```
Satisfaction.grpage[65,99]                -39.2532028 62.4550416
Equilibre.trav.impAussi                    -2.8871952  3.7382160
Satisfaction.trav.impAussi                 -2.8172965  3.9004214
Equilibre.trav.impMoins                    -2.5153112  3.9898428
Satisfaction.trav.impMoins                 -2.6468716  3.9792818
Equilibre.trav.impPeu                      -4.9796878  1.8852516
Satisfaction.trav.impPeu                   -5.0135074  2.0696817
```

```
R> library(broom)
  tidy(regm, exponentiate = TRUE, conf.int = TRUE)
```

```
                                       term     estimate  std.error  statistic
1                      Equilibre.(Intercept) 2.558622e+00  1.7906945  0.5246393
2                           Equilibre.etudNA 7.236412e-01  5.5956839 -0.0578052
3                   Equilibre.etudSecondaire 6.583475e-01  0.6051390 -0.6907873
4                    Equilibre.etudSupérieur 5.622614e-01  0.5725785 -1.0056061
5      Equilibre.etudTechnique/Professionnel 6.205926e-01  0.5482538 -0.8701818
6                    Equilibre.grpage[25,45) 1.835104e+00  0.6333971  0.9584838
7                    Equilibre.grpage[45,65) 1.785840e+00  0.6846835  0.8469443
8                    Equilibre.grpage[65,99] 4.048860e-02 24.4219235 -0.1313056
9                        Equilibre.sexeHomme 7.842390e-01  0.2928789 -0.8298361
10                   Equilibre.trav.impAussi 1.530371e+00  1.6632782  0.2558264
11                   Equilibre.trav.impMoins 2.090213e+00  1.6330882  0.4514550
12                     Equilibre.trav.impPeu 2.128392e-01  1.7234106 -0.8977652
13                  Satisfaction.(Intercept) 2.098598e+00  1.8354985  0.4038519
14                       Satisfaction.etudNA 5.202573e-01  5.6595698 -0.1154561
15               Satisfaction.etudSecondaire 7.665965e-01  0.5565941 -0.4775378
16                Satisfaction.etudSupérieur 1.444859e+00  0.5418148  0.6792210
17 Satisfaction.etudTechnique/Professionnel 7.898964e-01  0.5139285 -0.4589228
18                Satisfaction.grpage[25,45) 1.599044e+00  0.7132493  0.6581230
19                Satisfaction.grpage[45,65) 1.696775e+00  0.7496264  0.7053240
20                Satisfaction.grpage[65,99] 1.091981e+05 25.5333743  0.4543434
21                    Satisfaction.sexeHomme 7.604793e-01  0.2969638 -0.9220192
22                Satisfaction.trav.impAussi 1.718690e+00  1.6864513  0.3211255
23                Satisfaction.trav.impMoins 1.946835e+00  1.6634645  0.4004925
24                  Satisfaction.trav.impPeu 2.294861e-01  1.7782011 -0.8277539
     p.value     conf.low    conf.high
1  0.6013610 7.229441e-02 9.055397e+01
2  0.9540555 1.045709e-05 5.007668e+04
3  0.4918037 1.972544e-01 2.197272e+00
4  0.3177961 1.797520e-01 1.758745e+00
5  0.3869412 2.082486e-01 1.849401e+00
6  0.3408581 5.197440e-01 6.479353e+00
7  0.3996853 4.566781e-01 6.983528e+00
8  0.8958805 3.041181e-23 5.390427e+19
```

```
9  0.4092305 4.376392e-01 1.405337e+00
10 0.7987761 5.573231e-02 4.202295e+01
11 0.6529473 8.083775e-02 5.404639e+01
12 0.3721460 6.876209e-03 6.588012e+00
13 0.6874558 5.423426e-02 8.120539e+01
14 0.9083881 6.619822e-06 4.088745e+04
15 0.6343498 2.530045e-01 2.322765e+00
16 0.4990612 4.911009e-01 4.250895e+00
17 0.6475994 2.838155e-01 2.198387e+00
18 0.5124477 3.862953e-01 6.619136e+00
19 0.4827648 3.812573e-01 7.551453e+00
20 0.6508767 8.965007e-18 1.330087e+27
21 0.3594363 4.209417e-01 1.373893e+00
22 0.7489967 5.976731e-02 4.942327e+01
23 0.6899174 7.087259e-02 5.347861e+01
24 0.4104016 6.647547e-03 7.922301e+00
```

Régression ordinale

Pour un modèle ordinal, il existe une version simplifiée des modèles ordinaux directement disponible dans **survey** via la fonction `svyolr`.

```
R> rego <- svyolr(trav.satisf ~ sexe + etud + trav.imp, design = dw)
   summary(rego)
```

```
Call:
svyolr(trav.satisf ~ sexe + etud + trav.imp, design = dw)

Coefficients:
                                   Value Std. Error      t value
sexeHomme                   -0.1328026100  0.1545640 -0.859207986
etudSecondaire              -0.0427151234  0.2751085 -0.155266460
etudTechnique/Professionnel  0.0004261287  0.2492533  0.001709621
etudSupérieur                0.6424698737  0.2593446  2.477282672
etudNA                      -0.4694599623  0.5033490 -0.932672851
trav.impAussi                0.1207125976  0.5044264  0.239306656
trav.impMoins                0.0526740003  0.4895782  0.107590577
trav.impPeu                 -1.5303889517  0.7215699 -2.120915790

Intercepts:
                        Value   Std. Error t value
Insatisfaction|Equilibre -2.0392  0.5427    -3.7577
Equilibre|Satisfaction    0.2727  0.5306     0.5140
```

```
(952 observations deleted due to missingness)
```

```
R> confint(rego)
```

```
                                 2.5 %     97.5 %
sexeHomme                   -0.4357425  0.1701372
etudSecondaire              -0.5819179  0.4964876
etudTechnique/Professionnel -0.4881013  0.4889536
etudSupérieur                0.1341638  1.1507759
etudNA                      -1.4560059  0.5170860
trav.impAussi               -0.8679450  1.1093702
trav.impMoins               -0.9068816  1.0122296
trav.impPeu                 -2.9446399 -0.1161380
Insatisfaction|Equilibre    -3.1027595 -0.9755811
Equilibre|Satisfaction       0.1607965  0.3846345
```

L'extension **JLutils**[6] propose une méthode `tidy` pour les objets `svyolr`.

```
R> library(JLutils)
   library(broom)
   tidy(rego, exponentiate = TRUE, conf.int = TRUE)
```

```
                          term  estimate std.error    statistic   conf.low
1       Equilibre|Satisfaction 1.3135265 0.5305802  0.513994918 1.17444595
2                       etudNA 0.6253399 0.5033490 -0.932672851 0.23316570
3               etudSecondaire 0.9581843 0.2751085 -0.155266460 0.55882558
4                etudSupérieur 1.9011707 0.2593446  2.477282672 1.14358013
5  etudTechnique/Professionnel 1.0004262 0.2492533  0.001709621 0.61379069
6     Insatisfaction|Equilibre 0.1301366 0.5426575 -3.757748101 0.04492506
7                    sexeHomme 0.8756379 0.1545640 -0.859207986 0.64678428
8                trav.impAussi 1.1283006 0.5044264  0.239306656 0.41981338
9                trav.impMoins 1.0540860 0.4895782  0.107590577 0.40378140
10                 trav.impPeu 0.2164515 0.7215699 -2.120915790 0.05262100
   conf.high
1  1.4690773
2  1.6771333
3  1.6429405
4  3.1606444
5  1.6306090
6  0.3769732
7  1.1854675
```

6. `devtools::install_github("larmarange/JLutils")` pour l'installer

```
8  3.0324479
9  2.7517295
10 0.8903524
```

Une alternative est d'avoir recours, comme pour la régression multinomiale, aux poids de réplication et à la fonction `svyclm` implémentée dans l'extension **svrepmisc**.

```
R> dwr <- as.svrepdesign(dw, type = "bootstrap", replicates = 100)
   library(svrepmisc)
   rego_alt <- svyclm(trav.satisf ~ sexe + etud + trav.imp, design = dwr)
```

```
Warning: (-1) Model failed to converge with max|grad| = 1.04205e-06 (tol = 1e-0
6)
In addition: step factor reduced below minimum
```

```
Warning: (-1) Model failed to converge with max|grad| = 3.22346e-05 (tol = 1e-0
6)
In addition: step factor reduced below minimum
```

```
R> rego_alt
```

```
                            Coefficient          SE t value  Pr(>|t|)
Insatisfaction|Equilibre    -2.03917466  0.58882413 -3.4631 0.0008193 ***
Equilibre|Satisfaction       0.27271800  0.56130300  0.4859 0.6282431
sexeHomme                   -0.13280477  0.17795218 -0.7463 0.4574344
etudSecondaire              -0.04271403  0.28310986 -0.1509 0.8804124
etudTechnique/Professionnel  0.00042809  0.27715652  0.0015 0.9987710
etudSupérieur                0.64247607  0.27536180  2.3332 0.0218659 *
etudNA                      -0.46945975  0.54203306 -0.8661 0.3887334
trav.impAussi                0.12071087  0.52291049  0.2308 0.8179598
trav.impMoins                0.05267146  0.52268594  0.1008 0.9199566
trav.impPeu                 -1.53039056  0.72723032 -2.1044 0.0381308 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
R> confint(rego_alt)
```

```
                                 2.5 %      97.5 %
Insatisfaction|Equilibre    -3.20897657 -0.86937274
Equilibre|Satisfaction      -0.84240838  1.38784439
sexeHomme                   -0.48633783  0.22072829
```

```
etudSecondaire              -0.60516118  0.51973312
etudTechnique/Professionnel -0.55019173  0.55104790
etudSupérieur                0.09542179  1.18953035
etudNA                      -1.54630303  0.60738352
trav.impAussi               -0.91814209  1.15956382
trav.impMoins               -0.98573540  1.09107832
trav.impPeu                 -2.97516053 -0.08562059
```

```
R> tidy(rego_alt, exponentiate = TRUE, conf.int = TRUE)
```

```
                          term  estimate std.error    statistic      p.value
1       Equilibre|Satisfaction 1.3135298 0.5613030  0.485865928 0.6282430641
2                       etudNA 0.6253400 0.5420331 -0.866109083 0.3887334020
3               etudSecondaire 0.9581854 0.2831099 -0.150874410 0.8804124348
4                etudSupérieur 1.9011825 0.2753618  2.333206968 0.0218658755
5  etudTechnique/Professionnel 1.0004282 0.2771565  0.001544561 0.9987710374
6     Insatisfaction|Equilibre 0.1301361 0.5888241 -3.463130228 0.0008192865
7                    sexeHomme 0.8756360 0.1779522 -0.746294704 0.4574343955
8                trav.impAussi 1.1282986 0.5229105  0.230844224 0.8179597814
9                trav.impMoins 1.0540833 0.5226859  0.100770761 0.9199565877
10                 trav.impPeu 0.2164511 0.7272303 -2.104409720 0.0381307874
     conf.low conf.high
1  0.43067205 4.0062049
2  0.21303410 1.8356222
3  0.54598642 1.6815788
4  1.10012278 3.2855378
5  0.57683920 1.7350702
6  0.04039794 0.4192144
7  0.61487405 1.2469846
8  0.39926014 3.1885422
9  0.37316470 2.9774830
10 0.05103924 0.9179424
```

Analyse des correspondances multiples (ACM)

Principe général 448
ACM avec ade4 449
ACM avec FactoMineR 470

NOTE

La version originale de ce chapitre a été écrite par Joseph Larmarange dans le cadre du support de cours Introduction à l'analyse d'enquêtes avec R.

Il existe plusieurs techniques d'analyse factorielle dont les plus courantes sont l'analyse en composante principale (ACP) portant sur des variables quantitatives, l'analyse factorielle des correspondances (AFC) portant sur deux variables qualitatives et l'analyse des correspondances multiples (ACM) portant sur plusieurs variables qualitatives (il s'agit d'une extension de l'AFC). Pour combiner des variables à la fois quantitatives et qualitatives, on pourra avoir recours à l'analyse mixte de Hill et Smith.

Bien que ces techniques soient disponibles dans les extensions standards de **R**, il est souvent préférable d'avoir recours à deux autres extensions plus complètes, **ade4** et **FactoMineR**, chacune ayant ses avantages et des possibilités différentes. Voici les fonctions les plus fréquentes :

Analyse	Variables	Fonction standard	Fonction ade4	Fonctions FactoMineR
ACP	plusieurs variables quantitatives	`princomp`	`dudi.pca`	`PCA`
AFC	deux variables qualitatives	`corresp`	`dudi.coa`	`CA`
ACM	plusieurs variables qualitatives	`mca`	`dudi.acm`	`MCA`
Analyse mixte de Hill et Smith	plusieurs variables quantitatives et/ou qualitatives	—	`dudi.mix`	—

Dans la suite de ce chapitre, nous n'arboderons que l'analyse des correspondances multiples (ACM).

NOTE

On trouvera également de nombreux supports de cours en français sur l'analyse factorielle sur le site de François Gilles Carpentier : http://geai.univ-brest.fr/~carpenti/.

Principe général

L'analyse des correspondances multiples est une technique descriptive visant à résumer l'information contenu dans un grand nombre de variables afin de faciliter l'interprétention des corrélations existantes entre ces différentes variables. On cherche à savoir quelles sont les modalités corrélées entre elles.

L'idée générale est la suivante[1]. L'ensemble des individus peut être représenté dans un espace à plusieurs dimensions où chaque axe représente les différentes variables utilisées pour décrire chaque individu. Plus précisément, pour chaque variable qualitative, il y a autant d'axes que de modalités moins un. Ainsi il faut trois axes pour décrire une variable à quatre modalités. Un tel nuage de points est aussi difficile à interpréter que de lire directement le fichier de données. On ne voit pas les corrélations qu'il peut y avoir entre modalités, par exemple qu'aller au cinéma est plus fréquent chez les personnes habitant en milieu urbain. Afin de mieux représenter ce nuage de points, on va procéder à un changement de systèmes de coordonnées. Les individus seront dès lors projetés et représentés sur un nouveau système d'axe. Ce nouveau système d'axes est choisis de telle manière que la majorité des variations soit concentrées sur les premiers axes. Les deux-trois premiers axes permettront d'expliquer la majorité des différences observées dans l'échantillon, les autres axes n'apportant qu'une faible part additionnelle d'information. Dès lors, l'analyse pourra se concentrer sur ses premiers axes qui constitueront un bon résumé des variations observables dans l'échantillon.

Avant toute ACM, il est indispensable de réaliser une analyse préliminaire de chaque variable, afin de voir

1. Pour une présentation plus détaillée, voir http://www.math.univ-toulouse.fr/~baccini/zpedago/asdm.pdf.

si toutes les classes sont aussi bien représentées ou s'il existe un déséquilibre. L'ACM est sensible aux effectifs faibles, aussi il est préférable de regrouper les classes peu représentées le cas échéant.

ACM avec ade4

Si l'extension ade4 n'est pas présente sur votre PC, il vous faut l'installer :

```
R> install.packages("ade4", dep = TRUE)
```

Dans tous les cas, il faut penser à la charger en mémoire :

```
R> library(ade4)
```

Comme précédemment, nous utiliserons le fichier de données `hdv2003` fourni avec l'extension questionr.

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
```

En premier lieu, comme dans le chapitre sur la régression logistique, page 405, nous allons créer une variable groupe d'âges et regrouper les modalités de la variable « niveau d'étude ».

```
R> d$grpage <- cut(d$age, c(16, 25, 45, 65, 93), right = FALSE, include.lowest =
   TRUE)
   d$etud <- d$nivetud
   levels(d$etud) <- c("Primaire", "Primaire", "Primaire", "Secondaire", "Seconda
   ire",
     "Technique/Professionnel", "Technique/Professionnel", "Supérieur")
```

Ensuite, nous allons créer un tableau de données ne contenant que les variables que nous souhaitons prendre en compte pour notre analyse factorielle.

```
R> d2 <- d[, c("grpage", "sexe", "etud", "peche.chasse", "cinema", "cuisine", "br
   icol",
     "sport", "lecture.bd")]
```

Le calcul de l'ACM se fait tout simplement avec la fonction `dudi.acm` {data-pkg="ade4">.

```
R> acm <- dudi.acm(d2)
```

Par défaut, la fonction affichera le graphique des valeurs propres de chaque axe (nous y reviendrons)

et vous demandera le nombre d'axes que vous souhaitez conserver dans les résultats. Le plus souvent, cinq axes seront largement plus que suffisants. Vous pouvez également éviter cette étape en indiquant directement à `dudi.acm` de vous renvoyer les cinq premiers axes ainsi :

```
R> acm <- dudi.acm(d2, scannf = FALSE, nf = 5)
```

Le graphique des valeurs propres peut être reproduit avec `screeplot` :

```
R> screeplot(acm)
```

Figure 1. Valeurs propres ou inerties de chaque axe

Les mêmes valeurs pour les premiers axes s'obtiennent également avec `summary` [2] :

```
R> summary(acm)
```

```
Class: acm dudi
```

2. On pourra également avoir recours à la fonction `inertia.dudi` pour l'ensemble des axes.

```
Call: dudi.acm(df = d2, scannf = FALSE, nf = 5)

Total inertia: 1.451

Eigenvalues:
    Ax1     Ax2     Ax3     Ax4     Ax5
 0.2474  0.1672  0.1309  0.1263  0.1176

Projected inertia (%):
    Ax1     Ax2     Ax3     Ax4     Ax5
 17.055  11.525   9.022   8.705   8.109

Cumulative projected inertia (%):
    Ax1   Ax1:2   Ax1:3   Ax1:4   Ax1:5
  17.06   28.58   37.60   46.31   54.42

(Only 5 dimensions (out of 15) are shown)
```

L'inertie totale est de 1,451 et l'axe 1 en explique 0,1474 soit 17 %. L'inertie projetée cumulée nous indique que les deux premiers axes expliquent à eux seuls 29 % des variations observées dans notre échantillon.

Pour comprendre la signification des différents axes, il importe d'identifier quelles sont les variables/modalités qui contribuent le plus à chaque axe. Une première représentation graphique est le cercle de corrélation des modalités. Pour cela, on aura recours à `s.corcicle`. On indiquera d'abord `acm$co` si l'on souhaite représenter les modalités ou `acm$li` si l'on souhaite représenter les individus. Les deux chiffres suivant indiquent les deux axes que l'on souhaite afficher (dans le cas présent les deux premiers axes). Enfin, le paramètre `clabel` permet de modifier la taille des étiquettes.

```
R> s.corcircle(acm$co, 1, 2, clabel = 0.7)
```

Figure 2. Cercle de corrélations des modalités sur les deux premiers axes

On pourra avoir également recours à `boxplot` pour visualiser comment se répartissent les modalités de chaque variable sur un axe donné[3].

3. La fonction `score` constituera également une aide à l'interprétation des axes.

```
R> boxplot(acm)
```

Figure 3. Répartition des modalités selon le premier axe

```
R> boxplot(acm, 2)
```

Figure 4. Répartition des modalités selon le second axe

Le tableau `acm$cr` contient les rapports de corrélation (variant de 0 à 1) entre les variables et les axes choisis au départ de l'ACM. Pour représenter graphiquement ces rapports, utiliser la fonction `barplot` ainsi : `barplot(acm$cr[,num],names.arg=row.names( acm$cr),las=2)` où `num` est le numéro de l'axe à représenter. Pour l'interprétation des axes, se concentrer sur les variables les plus structurantes, c'est-à-dire dont le rapport de corrélation est le plus proche de 1.

```
R> par(mfrow = c(2, 2))
   for (i in 1:4) barplot(acm$cr[, i], names.arg = row.names(acm$cr), las =
   2, main = paste("Axe",
     i))
```

```
R> par(mfrow = c(1, 1))
```

Figure 5. Rapports de corrélation des variables sur les 4 premiers axes

NOTE

Le paramètre `mfrow` de la fonction `par` permet d'indiquer à **R** que l'on souhaite afficher plusieurs graphiques sur une seule et même fenêtre, plus précisément que l'on souhaite diviser la fenêtre en deux lignes et deux colonnes.

Dans l'exemple précédent, après avoir produit notre graphique, nous avons réinitilisé cette valeur à `c(1, 1)` (un seul graphique par fenêtre) pour ne pas affecter les prochains graphiques que nous allons produire.

Pour représenter, les modalités dans le plan factoriel, on utilisera la fonction `s.label`. Par défaut, les deux premiers axes sont représentés.

```
R> s.label(acm$co, clabel = 0.7)
```

Figure 6. Répartition des modalités selon les deux premiers axes

Il est bien sur possible de préciser les axes à représenter. L'argument `boxes` permet quant à lui d'indiquer si l'on souhaite tracer une boîte pour chaque modalité.

```
R> s.label(acm$co, 3, 4, clabel = 0.7, boxes = FALSE)
```

Figure 7. Répartition des modalités selon les axes 3 et 4

Bien entendu, on peut également représenter les individus. En indiquant `clabel=0` (une taille nulle pour les étiquettes), `s.label` remplace chaque observation par un symbole qui peut être spécifié avec `pch`.

```
R> s.label(acm$li, clabel = 0, pch = 17)
```

Figure 8. Répartition des individus selon les deux premiers axes

NOTE

L'agument `pch` permet de spécifier le symbole à utiliser. Il peut prendre soit un nombre entier compris entre 0 et 25, soit un charactère textuel.

NOTE

Lorsque l'on réalise une ACM, il n'est pas rare que plusieurs observations soient identiques, c'est-à-dire correspondent à la même combinaison de modalités. Dès lors, ces observations seront projetées sur le même point dans le plan factoriel. Une représentation classique des observations avec `s.label` ne permettra pas de rendre compte les effectifs de chaque point.

Le package **JLutils**, disponible seulement sur **GitHub**, propose une fonction `s.freq` représentant chaque point par un carré proportionnel au nombre d'individus.

Pour installer **JLutils**, on aura recours au package **devtools** et à sa fonction `install_github` :

```
R> library(devtools)
   install_github("larmarange/JLutils")
```

La fonction `s.freq` s'emploie de manière similaire aux autres fonctions graphiques de **ade4**. Le paramètre `csize` permet d'ajuster la taille des carrés.

```
R> library(JLutils)
   s.freq(acm$li)
```

L'interprétation est tout autre, non ?

NOTE

Gaston Sanchez propose un graphique amélioré des modalités dans le plan factoriel à cette adresse : http://rpubs.com/gaston/MCA.

La fonction `s.value` permet notamment de représenter un troisième axe factoriel. Dans l'exemple ci-après, nous projettons les individus selon les deux premiers axes factoriels. La taille et la couleur des carrés dépendent pour leur part de la coordonnée des individus sur le troisième axe factoriel. Le paramètre `csi` permet d'ajuster la taille des carrés.

```
R> s.value(acm$li, acm$li[, 3], 1, 2, csi = 0.5)
```

Figure 9. Répartition des individus selon les trois premiers axes

`s.arrow` permet de représenter les vecteurs variables ou les vecteurs individus sous la forme d'une flèche allant de l'origine du plan factoriel aux coordonnées des variables/individus :

```
R> s.arrow(acm$co, clabel = 0.7)
```

Figure 10. Vecteurs des modalités selon les deux premiers axes

`s.hist` permet de représenter des individus (ou des modalités) sur le plan factoriel et d'afficher leur distribution sur chaque axe :

```
R> s.hist(acm$li, clabel = 0, pch = 15)
```

Figure 11. Distribution des individus dans le plan factoriel

`s.class` et `s.chull` permettent de représenter les différentes observations classées en plusieurs catégories. Cela permet notamment de projeter certaines variables.

`s.class` représente les observations par des points, lie chaque observation au barycentre de la modalité à laquelle elle appartient et dessine une ellipse représentant la forme générale du nuage de points :

```
R> library(RColorBrewer)
   s.class(acm$li, d2$sexe, col = brewer.pal(4, "Set1"))
```

Figure 12. Individus dans le plan factoriel selon le sexe (s.class)

`s.chull` représente les barycentres de chaque catégorie et dessine des lignes de niveaux représentant la distribution des individus de cette catégorie. Les individus ne sont pas directement représentés :

```
R> s.chull(acm$li, d2$sexe, col = brewer.pal(4, "Set1"))
```

Figure 13. Individus dans le plan factoriel selon le sexe (s.chull)

NOTE

Il est préférable de fournir une liste de couleurs (via le paramètre `col`) pour rendre le graphique plus lisible. Si vous avez installé l'extension **RColorBrewer**, vous pouvez utiliser les différentes palettes de couleurs proposées. Pour afficher les palettes disponibles, utilisez `display.brewer.all`.

```
R> library(RColorBrewer)
   display.brewer.all(8)
```

Pour obtenir une palette de couleurs, utilisez la fonction `brewer.pal` avec les arguments `n` (nombre de couleurs demandées) et `pal` (nom de la palette de couleurs désirée).

Pour plus d'informations sur les palettes *Color Brewer*, voir http://colorbrewer2.org/.

La variable catégorielle transmise à `s.class` ou `s.chull` n'est pas obligatoirement une des variables retenues pour l'ACM. Il est tout à fait possible d'utiliser une autre variable. Par exemple :

```
R> s.class(acm$li, d$trav.imp, col = brewer.pal(4, "Set1"))
```

Figure 14. Individus dans le plan factoriel selon l'importance donnée au travail

Les fonctions `scatter` et `biplot` sont équivalentes : elles appliquent `s.class` à chaque variable utilisée pour l'ACM.

```
R> scatter(acm, col = brewer.pal(4, "Set1"))
```

Figure 15. La fonction scatter appliquée au résultat d'une ACM

ACM avec FactoMineR

Comme avec ade4, il est nécessaire de préparer les données au préalable (voir section précédente).

L'ACM se calcule avec la fonction `MCA`, l'argument `ncp` permettant de choisir le nombre d'axes à retenir :

```
R> library(FactoMineR)
```

```
R> acm2 <- MCA(d2, ncp = 5, graph = FALSE)
   acm2
```

```
**Results of the Multiple Correspondence Analysis (MCA)**
The analysis was performed on 2000 individuals, described by 9 variables
```

```
*The results are available in the following objects:

   name              description
1  "$eig"            "eigenvalues"
2  "$var"            "results for the variables"
3  "$var$coord"      "coord. of the categories"
4  "$var$cos2"       "cos2 for the categories"
5  "$var$contrib"    "contributions of the categories"
6  "$var$v.test"     "v-test for the categories"
7  "$ind"            "results for the individuals"
8  "$ind$coord"      "coord. for the individuals"
9  "$ind$cos2"       "cos2 for the individuals"
10 "$ind$contrib"    "contributions of the individuals"
11 "$call"           "intermediate results"
12 "$call$marge.col" "weights of columns"
13 "$call$marge.li"  "weights of rows"
```

```
R> acm2$eig
```

```
       eigenvalue percentage of variance cumulative percentage of variance
dim 1  0.25757489              15.454493                          15.45449
dim 2  0.18363502              11.018101                          26.47259
dim 3  0.16164626               9.698776                          36.17137
dim 4  0.12871623               7.722974                          43.89434
dim 5  0.12135737               7.281442                          51.17579
dim 6  0.11213331               6.727999                          57.90378
dim 7  0.10959377               6.575626                          64.47941
dim 8  0.10340564               6.204338                          70.68375
dim 9  0.09867478               5.920487                          76.60424
dim 10 0.09192693               5.515616                          82.11985
dim 11 0.07501208               4.500725                          86.62058
dim 12 0.06679676               4.007805                          90.62838
dim 13 0.06002063               3.601238                          94.22962
dim 14 0.05832024               3.499215                          97.72883
dim 15 0.03785276               2.271166                         100.00000
```

```
R> sum(acm2$eig[, 1])
```

```
[1] 1.666667
```

En premier lieu, il apparait que l'inertie totale obtenue avec `MCA` est différente de celle observée avec `dudi.acm`. Cela est dû à un traitement différents des valeurs manquantes. Alors que `dudi.acm` exclu les valeurs manquantes, `MCA` les considèrent, par défaut, comme une modalité additionnelle. Pour calculer

l'ACM uniquement sur les individus n'ayant pas de valeur manquante, on aura recours à `complete.cases` :

```
R> acm2 <- MCA(d2[complete.cases(d2), ], ncp = 5, graph = FALSE)
   acm2$eig
```

```
       eigenvalue percentage of variance cumulative percentage of variance
dim 1  0.24790700              17.162792                          17.16279
dim 2  0.16758465              11.602014                          28.76481
dim 3  0.13042357               9.029324                          37.79413
dim 4  0.12595105               8.719688                          46.51382
dim 5  0.11338629               7.849820                          54.36364
dim 6  0.10976674               7.599236                          61.96287
dim 7  0.10060204               6.964757                          68.92763
dim 8  0.09802387               6.786268                          75.71390
dim 9  0.09283131               6.426783                          82.14068
dim 10 0.07673502               5.312425                          87.45311
dim 11 0.06609694               4.575942                          92.02905
dim 12 0.05950655               4.119684                          96.14873
dim 13 0.05562942               3.851267                         100.00000
```

```
R> sum(acm2$eig[, 1])
```

```
[1] 1.444444
```

Les possibilités graphiques de **FactoMineR** sont différentes de celles de **ade4**. Un recours à la fonction `plot` affichera par défaut les individus, les modalités et les variables. La commande `?plot.MCA` permet d'accéder au fichier d'aide de cette fonction (i.e. de la méthode générique `plot` appliquée aux objets de type `MCA`) et de voir toutes les options graphiques. L'argument `choix` permet de spécifier ce que l'on souhaite afficher (« ind » pour les individus et les catégories, « var » pour les variables). L'argument `invisible` quant à lui permet de spécifier ce que l'on souhaite masquer. Les axes à afficher se précisent avec `axes`. Voir les exemples ci-dessous.

```
R> plot(acm2)
```

Figure 16. Plan factoriel (deux premiers axes)

```
R> plot(acm2, axes = c(3, 4))
```

Figure 17. Plan factoriel (axes 3 et 4)

```
R> plot(acm2, choix = "ind")
```

Figure 18. Plan factoriel (seulement les individus et les catégories)

```
R> plot(acm2, choix = "ind", invisible = "ind")
```

Figure 19. Plan factoriel (seulement les catégories)

```
R> plot(acm2, choix = "var")
```

Figure 20. Plan factoriel (seulement les variables)

La fonction `plotellipses` trace des ellipses de confiance atour des modalités de variables qualitatives. L'objectif est de voir si les modalités d'une variable qualitative sont significativement différentes les unes des autres.

Par défaut (`means=TRUE`), les ellipses de confiance sont calculées pour les coordonnées moyennes de chaque catégorie.

```
R> plotellipses(acm2)
```

Figure 21. Ellipses de confiance (means=TRUE) dans le plan factoriel

L'option `means=FALSE` calculera les ellipses de confiance pour l'ensemble des coordonnées des observations relevant de chaque catégorie.

```
R> plotellipses(acm2, means = FALSE)
```

Figure 22. Ellipses de confiance (means=FALSE) dans le plan factoriel

La fonction `dimdesc` aide à décrire et interpréter les dimensions de l'ACM. Cette fonction est très utile quand le nombre de variables est élevé. Elle permet de voir à quelles variables les axes sont le plus liés : quelles variables et quelles modalités décrivent le mieux chaque axe ?

> *Pour les variables qualitatives, un modèle d'analyse de variance à un facteur est réalisé pour chaque dimension ; les variables à expliquer sont les coordonnées des individus et la variable explicative est une des variables qualitatives. Un test F permet de voir si la variable a un effet significatif sur la dimension et des tests T sont réalisés modalité par modalité (avec le contraste somme des alpha_i=0). Cela montre si les coordonnées des individus de la sous-population définie par une modalité sont significativement différentes de celles de l'ensemble de la population (i.e. différentes de 0). Les variables et modalités sont triées par probabilité critique et seules celles qui sont significatives sont gardées dans le résultat.*

> — Source : http://factominer.free.fr/factosbest/description-des-dimensions.html

```
R> dimdesc(acm2, axes = 1:2)
```

```
$`Dim 1`
$`Dim 1`$quali
                      R2       p.value
etud         0.586058164  0.000000e+00
grpage       0.512231318 1.008479e-292
cinema       0.471002163 8.339548e-263
sport        0.398103140 5.940105e-210
bricol       0.179188677  7.142716e-83
cuisine      0.048233515  4.941749e-22
lecture.bd   0.017667936  6.856650e-09
sexe         0.013670717  3.546801e-07
peche.chasse 0.005007337  2.105728e-03

$`Dim 1`$category
                           Estimate       p.value
cinema_Oui               0.35033716 8.339548e-263
sport_Oui                0.33199860 5.940105e-210
[25,45)                  0.33895697 1.959716e-159
Supérieur                0.45630756 1.376719e-118
bricol_Oui               0.21255190  7.142716e-83
Technique/Professionnel  0.17291856  4.703868e-23
cuisine_Oui              0.11015793  4.941749e-22
[16,25)                  0.39553122  3.635181e-15
lecture.bd_Oui           0.22169306  6.856650e-09
Homme                    0.05853263  3.546801e-07
peche.chasse_Oui         0.05543091  2.105728e-03
peche.chasse_Non        -0.05543091  2.105728e-03
Femme                   -0.05853263  3.546801e-07
lecture.bd_Non          -0.22169306  6.856650e-09
[45,65)                 -0.13173232  2.477610e-12
cuisine_Non             -0.11015793  4.941749e-22
bricol_Non              -0.21255190  7.142716e-83
[65,93]                 -0.60275587 2.906563e-165
sport_Non               -0.33199860 5.940105e-210
cinema_Non              -0.35033716 8.339548e-263
Primaire                -0.59465967 5.269497e-268


$`Dim 2`
```

```
$`Dim 2`$quali
                     R2       p.value
sexe         0.62723828  0.000000e+00
peche.chasse 0.31109226 1.161746e-154
bricol       0.20276579  8.014713e-95
etud         0.13925513  6.754592e-61
cuisine      0.12908453  1.461380e-58
cinema       0.04039994  1.215838e-18
grpage       0.03776900  1.257795e-15
lecture.bd   0.01995653  7.190474e-10

$`Dim 2`$category
                           Estimate       p.value
Homme                    0.32598031  0.000000e+00
peche.chasse_Oui         0.35922450 1.161746e-154
bricol_Oui               0.18590016  8.014713e-95
cuisine_Non              0.14816688  1.461380e-58
Technique/Professionnel  0.23013181  5.919911e-54
cinema_Non               0.08436024  1.215838e-18
[45,65)                  0.11638978  3.028836e-17
lecture.bd_Non           0.19371997  7.190474e-10
[65,93]                 -0.02872480  1.229757e-02
[25,45)                 -0.05570792  2.294799e-09
lecture.bd_Oui          -0.19371997  7.190474e-10
Secondaire              -0.09715846  1.240732e-10
cinema_Oui              -0.08436024  1.215838e-18
Supérieur               -0.14813997  6.942611e-24
cuisine_Oui             -0.14816688  1.461380e-58
bricol_Non              -0.18590016  8.014713e-95
peche.chasse_Non        -0.35922450 1.161746e-154
Femme                   -0.32598031  0.000000e+00
```

Classification ascendante hiérarchique (CAH)

Calculer une matrice des distances 484
Distance de Gower 484
Distance du F^2 486
Exemple 487
Calcul du dendrogramme 487
Découper le dendrogramme 490
CAH avec l'extension FactoMineR 497

NOTE

La version originale de ce chapitre a été écrite par Joseph Larmarange dans le cadre du support de cours Introduction à l'analyse d'enquêtes avec R.

Il existe de nombreuses techniques statistiques visant à partinionner une population en différentes classes ou sous-groupes. La classification ascendante hiérarchique (CAH) est l'une d'entre elles. On cherche à ce que les individus regroupés au sein d'une même classe (homogénéité intra-classe) soient le plus semblables possibles tandis que les classes soient le plus dissemblables (hétérogénéité inter-classe).

Le principe de la CAH est de rassembler des individus selon un critère de ressemblance défini au préalable qui s'exprimera sous la forme d'une matrice de distances, exprimant la distance existant entre chaque individu pris deux à deux. Deux observations identiques auront une distance nulle. Plus les deux observations seront dissemblables, plus la distance sera importante. La CAH va ensuite rassembler les individus de manière itérative afin de produire un dendrogramme ou arbre de classification. La classification est *ascendante* car elle part des observations individuelles ; elle est *hiérarchique* car elle produit des classes ou groupes de plus en plus vastes, incluant des sous-groupes en leur sein. En découpant cet arbre à une certaine hauteur choisie, on produira la partition désirée.

NOTE

On trouvera également de nombreux supports de cours en français sur la CAH sur le site de François Gilles Carpentier : http://pagesperso.univ-brest.fr/~carpenti/.

Calculer une matrice des distances

La notion de ressemblance entre observations est évaluée par une distance entre individus. Plusieurs type de ditances existent selon les données utilisées.

Il existe de nombreuses distances mathématiques pour les variables quantitatives (euclidiennes, Manhattan…) que nous n'aborderons pas ici[1]. La plupart peuvent être calculées avec la fonction `dist`.

Usuellement, pour un ensemble de variables qualitatives, on aura recours à la distance du F² qui est celle utilisée pour l'analyse des correspondances multiples (voir le chapitre dédié). Avec l'extension **ade4**, la distance du F² s'obtient avec la fonction `dist.dudi`[2]. Le cas particulier de la CAH avec l'extension **FactoMineR** sera abordée dans une section spécifique ci-après. Nous évoquerons également la distance de Gower qui peut s'appliquer à un ensemble de variables à la fois qualitatives et quantitatives et qui se calcule avec la fonction `daisy` de l'extension **cluster**. Enfin, dans le chapitre sur l'analyse de séquences, page 559, nous verrons également la fonction `seqdist` (extension **TraMineR**) permettant de calculer une distance entre séquences.

Distance de Gower

En 1971, Gower a proposé un indice de similarité qui porte son nom[3]. L'objectif de cet indice consiste à mesurer dans quelle mesure deux individus sont semblables. L'indice de Gower varie entre 0 et 1. Si l'indice vaut 1, les deux individus sont identiques. À l'opposé, s'il vaut 0, les deux individus considérés n'ont pas de point commun. Si l'on note S_g l'indice de similarité de Gower, la distance de Gower D_g s'obtient simplement de la manière suivante : $D_g = 1 - S_g$. Ainsi, la distance sera nulle entre deux individus identiques et elle sera égale à 1 entre deux individus totalement différents. Cette distance s'obtient sous **R** avec la

1. Pour une présentation de ces différentes distances, on pourra se référer à http://old.biodiversite.wallonie.be/outils/methodo/similarite_distance.htm ou encore à ce support de cours par D. Chessel, J. Thioulouse et A.B. Dufour disponible à http://pbil.univ-lyon1.fr/R/pdf/stage7.pdf.

2. Cette même fonction peut aussi être utilisée pour calculer une distance après une analyse en composantes principales ou une analyse mixte de Hill et Smith.

3. Voir Gower, J. (1971). A General Coefficient of Similarity and Some of Its Properties. *Biometrics*, 27(4), 857-871. doi:10.2307/2528823 (http://www.jstor.org/stable/2528823).

fonction `daisy` du package **cluster**.

L'indice de similarité de Gower entre deux individus x_1 et x_2 se calcule de la manière suivante :

$$S_g(x_1, x_2) = \frac{1}{p} \text{illegal children in mos}_{12j} \quad (j = 1, \ldots, p)$$

p représente le nombre total de caractères (ou de variables) descriptifs utilisés pour comparer les deux individus[4]. s_{12j} représente la similarité partielle entre les individus 1 et 2 concernant le descripteur j. Cette similarité partielle se calcule différemment s'il s'agit d'une variable qualitative ou quantitative :

- **variable qualitative :** s_{12j} vaut 1 si la variable j prend la même valeur pour les individus 1 et 2, et vaut 0 sinon. Par exemple, si 1 et 2 sont tous les deux « grand », alors s_{12j} vaudra 1. Si 1 est « grand » et 2 « petit », s_{12j} vaudra 0.
- **variable quantitative :** la différence absolue entre les valeurs des deux variables est tout d'abord calculée, soit $|y_{1j} - y_{2j}|$. Puis l'écart maximum observé sur l'ensemble du fichier est déterminé et noté R_j. Dès lors, la similarité partielle vaut $S_{12j} = 1 - |y_{1j} - y_{2j}| / R_j$.

Dans le cas où l'on n'a que des variables qualitatives, la valeur de l'indice de Gower correspond à la proportion de caractères en commun. Supposons des individus 1 et 2 décris ainsi :

1. homme / grand / blond / étudiant / urbain
2. femme / grande / brune / étudiante / rurale

Sur les 5 variables utilisées pour les décrire, 1 et 2 ont deux caractéristiques communes : ils sont grand(e)s et étudiant(e)s. Dès lors, l'indice de similarité de Gower entre 1 et 2 vaut 2/5 = 0,4 (soit une distance de 1 - 0,4 = 0,6).

Plusieurs approches peuvent être retenues pour traiter les valeurs manquantes :

- supprimer tout individu n'étant pas renseigné pour toutes les variables de l'analyse ;
- considérer les valeurs manquantes comme une modalité en tant que telle ;
- garder les valeurs manquantes en tant que valeurs manquantes.

Le choix retenu modifiera les distances de Gower calculées. Supposons que l'on ait :

1. homme / grand / blond / étudiant / urbain
2. femme / grande / brune / étudiante / manquant

Si l'on supprime les individus ayant des valeurs manquantes, 2 est retirée du fichier d'observations et aucune distance n'est calculée.

Si l'on traite les valeurs manquantes comme une modalité particulière, 1 et 2 partagent alors 2 caractères sur les 5 analysés, la distance de Gower entre eux est alors de 1 - 2/5 =1 - 0,4 = 0,6.

Si on garde les valeurs manquantes, l'indice de Gower est dès lors calculé sur les seuls descripteurs

4. Pour une description mathématique plus détaillée de cette fonction, notamment en cas de valeur manquante, se référer à l'article original de Gower précédemment cité.

renseignés à la fois pour 1 et 2. La distance de Gower sera calculée dans le cas présent uniquement sur les 4 caractères renseignés et vaudra 1 - 2/4 = 0,5.

Distance du F²

Il s'agit de la distance utilisée dans les analyses de correspondance multiples (ACM). C'est une variante de la distance du ². Nous considérons ici que nous avons Q questions (soit Q variables initiales de type facteur). À chaque individu est associé un patron c'est-à-dire une certaine combinaison de réponses aux Q questions. La distance entre deux individus correspond à la distance entre leurs deux patrons. Si les deux individus présentent le même patron, leur distance sera nulle. La distance du F² peut s'exprimer ainsi :

$$d^2_{F^2}(L_i, L_j) = \frac{1}{Q}\text{illegal children in mo}_{k}\frac{(d_{ik} - d_{jk})^2}{f_k}$$

où L_i et L_j sont deux patrons, Q le nombre total de questions. d_{ik} vaut 1 si la modalité k est présente dans le patron L_i, 0 sinon. f_k est la fréquence de la modalité k dans l'ensemble de la population.

Exprimé plus simplement, on fait la somme de l'inverse des modalités non communes aux deux patrons, puis on divise par le nombre total de question. Si nous reprenons notre exemple précédent :

1. homme / grand / blond / étudiant / urbain
2. femme / grande / brune / étudiante / rurale

Pour calculer la distance entre 1 et 2, il nous faut connaître la proportion des différentes modalités dans l'ensemble de la population étudiée. En l'occurrence :

- hommes : 52 % / femmes : 48 %
- grand : 30 % / moyen : 45 % / petit : 25 %
- blond : 15 % / châtain : 45 % / brun : 30 % / blanc : 10 %
- étudiant : 20 % / salariés : 65 % / retraités : 15 %
- urbain : 80 % / rural : 20 %

Les modalités non communes entre les profils de 1 et 2 sont : homme, femme, blond, brun, urbain et rural. La distance du F² entre 1 et 2 est donc la suivante :

$$d^2_{F^2}(L_1, L_2) = \frac{1}{5}\left(\frac{1}{0,52} + \frac{1}{0,48} + \frac{1}{0,15} + \frac{1}{0,30} + \frac{1}{0,80} + \frac{1}{0,20}\right) = 4,05$$

Cette distance, bien que moins intuitive que la distance de Gower évoquée précédemment, est la plus employée pour l'analyse d'enquêtes en sciences sociales. Il faut retenir que la distance entre deux profils est dépendante de la distribution globale de chaque modalité dans la population étudiée. Ainsi, si l'on recalcule les distances entre individus à partir d'un sous-échantillon, le résultat obtenu sera différent. De manière générale, les individus présentant des caractéristiques rares dans la population vont se retrouver éloignés des individus présentant des caractéristiques fortement représentées.

Exemple

Nous allons reprendre l'ACM calculée avec `dudi.acm` (**ade4**) dans le chapitre consacré à l'ACM :

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
   d$grpage <- cut(d$age, c(16, 25, 45, 65, 93), right = FALSE, include.lowest =
   TRUE)
   d$etud <- d$nivetud
   levels(d$etud) <- c("Primaire", "Primaire", "Primaire", "Secondaire", "Seconda
   ire",
     "Technique/Professionnel", "Technique/Professionnel", "Supérieur")
   d2 <- d[, c("grpage", "sexe", "etud", "peche.chasse", "cinema", "cuisine", "br
   icol",
     "sport", "lecture.bd")]
   library(ade4)
   acm <- dudi.acm(d2, scannf = FALSE, nf = 5)
```

La matrice des distances s'obtient dès lors avec la fonction `dist.dudi` :

```
R> md <- dist.dudi(acm)
```

Calcul du dendrogramme

Il faut ensuite choisir une méthode d'agrégation pour construire le dendrogramme. De nombreuses solutions existent (saut minimum, distance maximum, moyenne, Ward…). Chacune d'elle produira un dendrogramme différent. Nous ne détaillerons pas ici ces différentes techniques[5]. Cependant, à l'usage, on privilégiera le plus souvent la méthode de Ward[6]. De manière simplifiée, cette méthode cherche à minimiser l'inertie intra-classe et à maximiser l'inertie inter-classe afin d'obtenir des classes les plus homogènes possibles. Cette méthode est souvent incorrectement présentée comme une «méthode de minimisation de la variance» alors qu'au sens strict Ward vise «l'augmentation mininum de la somme des carrés» ("minimum increase of sum-of-squares (of errors)")[7].

5. On pourra consulter le cours de FG Carpentier déjà cité ou bien des ouvrages d'analyse statistique.

6. Ward, J. (1963). Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. *Journal of the American Statistical Association*, 58(301), 236-244. doi:10.2307/2282967. (http://www.jstor.org/stable/2282967)

7. Voir par exemple la discussion, en anglais, sur Wikipedia concernant la page présentant la méthode Ward : https://en.wikipedia.org/wiki/Talk:Ward%27s_method

En raison de la variété des distances possibles et de la variété des techniques d'agrégation, on pourra être amené à réaliser plusieurs dendrogrammes différents sur un même jeu de données jusqu'à obtenir une classification qui fait « sens ».

La fonction de base pour le calcul d'un dendrogramme est `hclust` en précisant le critère d'agrégation avec `method`. Dans notre cas, nous allons opter pour la méthode de Ward appliquée au carré des distances (ce qu'on indique avec `method = "ward.D2"`[8]) :

```
R> arbre <- hclust(md, method = "ward.D2")
```

NOTE

Le temps de calcul d'un dendrogramme peut être particulièrement important sur un gros fichier de données. L'extension **fastcluster** permet de réduire significativement le temps de calcul. Il suffit d'installer puis d'appeler cette extension. La fonction `hclust` sera automatiquement remplacée par cette version optimisée. Elle prends les mêmes paramètres :

```
R> library(fastcluster)
   arbre <- hclust(md, method = "ward.D2")
```

Le dendrogramme obtenu peut être affiché simplement avec `plot`. Lorsque le nombre d'individus est important, il peut être utile de ne pas afficher les étiquettes des individus avec `labels=FALSE`.

8. Depuis la version 3.1 de **R**. L'option `method = "ward.D"` correspondant à la version disponible dans les versions précédentes de **R**. Mais il est à noter que la méthode décrite par Ward dans son article de 1963 correspond en réalité à `method = "ward.D2`.

```
R> plot(arbre, labels = FALSE, main = "Dendrogramme")
```

Figure 1. Dendrogramme obtenu avec hclust

La fonction `agnes` de l'extension **cluster** peut également être utilisée pour calculer le dendrogramme. Cependant, à l'usage, elle semble être un peu plus lente que `hclust`.

```
R> library(cluster)
  arbre2 <- agnes(md, method = "ward")
```

ATTENTION : la méthode implémentée dans la fonction `agnes` correspond à l'option `method = "ward.D2"` de `hclust`.

Le résultat obtenu n'est pas au même format que celui de `hclust`. Il est possible de transformer un objet `agnes` au format `hclust` avec `as.hclust`.

```
R> as.hclust(arbre2)
```

Découper le dendrogramme

Pour obtenir une partition de la population, il suffit de découper le dendrogramme obtenu à une certaine hauteur. En premier lieu, une analyse de la forme du dendrogramme pourra nous donner une indication sur le nombre de classes à retenir. Dans notre exemple, deux branches bien distinctes apparaissent sur l'arbre.

Pour nous aider, nous pouvons représenter les sauts d'inertie du dendrogramme selon le nombre de classes retenues.

```
R> inertie <- sort(arbre$height, decreasing = TRUE)
   plot(inertie[1:20], type = "s", xlab = "Nombre de classes", ylab = "Inert
   ie")
```

Figure 2. Inertie du dendrogramme

On voit trois sauts assez nets à 2, 5 et 8 classes, que nous avons représentés ci-dessous respectivement en vert, en rouge et en bleu.

```
R> plot(inertie[1:20], type = "s", xlab = "Nombre de classes", ylab = "Inert
   ie")
   points(c(2, 5, 8), inertie[c(2, 5, 8)], col = c("green3", "red3", "blue
   3"), cex = 2,
     lwd = 3)
```

Figure 3. Sauts d'inertie du dendrogramme

La fonction `rect.hclust` permet de visualiser les différentes partitions directement sur le dendrogramme.

```
R> plot(arbre, labels = FALSE, main = "Partition en 2, 5 ou 8 classes", xla
   b = "", ylab = "",
     sub = "", axes = FALSE, hang = -1)
   rect.hclust(arbre, 2, border = "green3")
   rect.hclust(arbre, 5, border = "red3")
   rect.hclust(arbre, 8, border = "blue3")
```

Figure 4. Différentes partitions du dendrogramme

L'extension **FactoMineR** (que nous aborderons dans une section dédiée ci-après, page 497) suggère d'utiliser la partition ayant la plus grande perte relative d'inertie.

L'extension **JLutils** (disponible sur GitHub) propose une fonction `best.cutree` qui permet de calculer cette indicateur à partir de n'importe quel dendrogramme calculé avec `hclust` ou `agnes`.

Pour installer **JLutils**, on aura recours au package **devtools** et à sa fonction `install_github` :

```
R> library(devtools)
   install_github("larmarange/JLutils")
```

Par défaut, `best.cutree` regarde quelle serait la meilleure partition entre 3 et 20 classes.

```
R> library(JLutils)
   best.cutree(arbre)
```

```
[1] 5
```

En l'occurence il s'agirait d'une partition en 5 classes. Il est possible de modifier le minimum et le maximum des partitions recherchées avec `min` et `max`.

```
R> best.cutree(arbre, min = 2)
```

```
[1] 2
```

On peut également représenter le graphique des pertes relatives d'inertie avec `graph=TRUE`. La meilleure partition selon ce critère est représentée par un point noir et la seconde par un point gris.

```
R> best.cutree(arbre, min = 2, graph = TRUE, xlab = "Nombre de classes", yla
   b = "Inertie relative")
```

```
[1] 2
```

Figure 5. Perte relative d'inertie selon le nombre de classes

Un découpage en deux classes minimise ce critère. Cependant, si l'on souhaite réaliser une analyse un peu plus fine, un nombre de classes plus élevé serait pertinent. Nous allons donc retenir un découpage en cinq classes. Le découpage s'effectue avec la fonction `cutree`.

```
R> typo <- cutree(arbre, 5)
   freq(typo)
```

```
     n    % val%
1 1031 51.5 51.5
2  164  8.2  8.2
3  553 27.7 27.7
4  205 10.2 10.2
```

```
5   47  2.4  2.4
```

La typologie obtenue peut être représentée dans le plan factoriel avec `s.class`.

```
R> par(mfrow = c(1, 2))
   library(RColorBrewer)
   s.class(acm$li, as.factor(typo), col = brewer.pal(5, "Set1"), sub = "Axe
   s 1 et 2")
   s.class(acm$li, as.factor(typo), 3, 4, col = brewer.pal(5, "Set1"), sub
   = "Axes 3 et 4")
```

```
R> par(mfrow = c(1, 1))
```

Figure 6. Projection de la typologie obtenue par CAH selon les 4 premiers axes

NOTE

De nombreuses possibilités graphiques sont possibles avec les dendrogrammes. Des exemples documentés sont disponibles à cette adresse : http://rpubs.com/gaston/dendrograms.

Romain François a developpé une fonction `A2Rplot` permettant de réaliser facilement un dendrogramme avec les branches colorées[9]. Par commodité, cette fonction est disponible directement au sein de l'extension **JLutils**.

Pour réaliser le graphique, on indiquera le nombre de classes et les couleurs à utiliser pour chaque branche de l'arbre :

```
R> A2Rplot(arbre, k = 5, boxes = FALSE, col.up = "gray50", col.down = brewer.p
   al(5,
     "Dark2"), show.labels = FALSE)
```

On pourra aussi noter l'extension **ggdendro** pour représenter des dendrogrammes avec **ggplot2** ou encore l'extension **dendextend** qui permet de manipuler, représenter et comparer des dendrogrammes[10].

CAH avec l'extension FactoMineR

L'extension **FactoMineR** fournit une fonction `HCPC` permettant de réaliser une classification hiérarchique à partir du résultats d'une analyse factorielle réalisée avec la même extension (voir la section dédiée du chapitre sur l'ACM, page 497).

`HCPC` réalise à la fois le calcul de la matrice des distances, du dendrogramme et le partitionnement de la population en classes. Par défaut, `HCPC` calcule le dendrogramme à partir du carré des distances du F^2 et avec la méthode de Ward.

Par défaut, l'arbre est affiché à l'écran et l'arbre sera coupé selon la partition ayant la plus grande perte relative d'inertie (comme avec `best.cutree`). Utilisez `graph=FALSE` pour ne pas afficher le graphique et l'argument `nb.clust` pour indiquer le nombre de classes désirées.

```
R> library(FactoMineR)
   acm2 <- MCA(d2[complete.cases(d2), ], ncp = 5, graph = FALSE)
   cah <- HCPC(acm2, graph = FALSE)
```

On pourra représenter le dendrogramme avec `plot` et l'argument `choice="tree"`.

9. Voir http://addicted2or.free.fr/packages/A2R/lastVersion/R/code.R.

10. Pour une présentation succincte, voir par exemple http://www.r-bloggers.com/dendextend-version-1-0-1-user2015-presentation/ (en anglais).

```
R> plot(cah, choice = "tree")
```

Figure 7. Dendrogramme obtenu avec HCPC (5 axes)

Il apparait que le dendrogramme obtenu avec `HCPC` diffère de celui que nous avons calculé précédemment en utilisant la matrice des distances fournies par `dist.dudi`. Cela est dû au fait que `HCPC` procède différement pour calculer la matrice des distances en ne prenant en compte que les axes retenus dans le cadre de l'ACM. Pour rappel, nous avions retenu que 5 axes dans le cadre de notre ACM :

```
R> acm2 <- MCA(d2[complete.cases(d2), ], ncp = 5, graph = FALSE)
```

`HCPC` n'a donc pris en compte que ces 5 premiers axes pour calculer les distances entre les individus, considérant que les autres axes n'apportent que du « bruit » rendant la classification instable. Cependant, comme le montre `summary(acm2)`, nos cinq premiers axes n'expliquent que 54 % de la variance. Il usuellement préférable de garder un plus grande nombre d'axes afin de couvrir au moins 80 à 90 % de la variance[11]. De son côté, `dist.dudi` prends en compte l'ensemble des axes pour calculer la matrice des distances. On peut reproduire cela avec **FactoMineR** en indiquant `ncp=Inf` lors du calcul de l'ACM.

11. Voir http://factominer.free.fr/classical-methods/classification-hierarchique-sur-composantes-principales.html

```
R> acm2 <- MCA(d2[complete.cases(d2), ], ncp = Inf, graph = FALSE)
   cah <- HCPC(acm2, nb.clust = -1, graph = FALSE)
```

On obtient bien cette fois-ci le même résultat.

```
R> plot(cah, choice = "tree")
```

Figure 8. Dendrogramme obtenu avec HCPC (tous les axes)

D'autres graphiques sont disponibles, en faisant varier la valeur de l'argument `choice` :

```
R> plot(cah, choice = "3D.map")
```

Figure 9. Représentation en 3 dimensions du dendrogramme

```
R> plot(cah, choice = "bar")
```

Figure 10. Gains d'inertie

```
R> plot(cah, choice = "map")
```

Figure 11. Projection des catégories sur le plan factoriel

L'objet renvoyé par `HCPC` contient de nombreuses informations. La partition peut notamment être récupérée avec `cah$data.clust$clust`. Il y a également diverses statistiques pour décrire les catégories.

```
R> cah
```

```
**Results for the Hierarchical Clustering on Principal Components**
   name
1  "$data.clust"
2  "$desc.var"
3  "$desc.var$test.chi2"
4  "$desc.axes$category"
5  "$desc.axes"
6  "$desc.axes$quanti.var"
7  "$desc.axes$quanti"
8  "$desc.ind"
```

```
9  "$desc.ind$para"
10 "$desc.ind$dist"
11 "$call"
12 "$call$t"
   description
1  "dataset with the cluster of the individuals"
2  "description of the clusters by the variables"
3  "description of the cluster var. by the categorical var."
4  "description of the clusters by the categories."
5  "description of the clusters by the dimensions"
6  "description of the cluster var. by the axes"
7  "description of the clusters by the axes"
8  "description of the clusters by the individuals"
9  "parangons of each clusters"
10 "specific individuals"
11 "summary statistics"
12 "description of the tree"
```

```
R> freq(cah$data.clust$clust)
```

```
     n    % val%
1  513 27.2 27.2
2  201 10.7 10.7
3 1051 55.7 55.7
4   78  4.1  4.1
5   43  2.3  2.3
```

Effets d'interaction dans un modèle

Exemple d'interaction 505
Un second exemple d'interaction 515
Explorer les différentes interactions possibles 519
Pour aller plus loin 523

Dans un modèle statistique classique, on fait l'hypothèse implicite que chaque variable explicative est indépendante des autres. Cependant, cela ne se vérifie pas toujours. Par exemple, l'effet de l'âge peut varier en fonction du sexe. Il est dès lors nécessaire de prendre en compte dans son modèle les effets d'interaction[1].

Exemple d'interaction

Reprenons le modèle que nous avons utilisé dans le chapitre sur la régression logistique, page 405.

1. Pour une présentation plus statistique et mathématique des effets d'interaction, on pourra se référer au cours de Jean-François Bickel disponible en ligne.

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
   d$sexe <- relevel(d$sexe, "Femme")
   d$grpage <- cut(d$age, c(16, 25, 45, 65, 99), right = FALSE, include.lowest =
   TRUE)
   d$etud <- d$nivetud
   levels(d$etud) <- c("Primaire", "Primaire", "Primaire", "Secondaire", "Seconda
   ire",
     "Technique/Professionnel", "Technique/Professionnel", "Supérieur")
   d$etud <- addNAstr(d$etud, "Manquant")
```

Nous avions alors exploré les facteurs associés au fait de pratiquer du sport.

```
R> mod <- glm(sport ~ sexe + grpage + etud + heures.tv + relig, data = d, family
   = binomial())
   odds.ratio(mod)
```

```
Waiting for profiling to be done...
```

```
                                     OR   2.5 %  97.5 %         p
(Intercept)                     0.45006 0.23770  0.8473 0.0137076 *
sexeHomme                       1.55223 1.26143  1.9120 3.389e-05 ***
grpage[25,45)                   0.65675 0.41944  1.0275 0.0652358 .
grpage[45,65)                   0.33776 0.21153  0.5381 4.969e-06 ***
grpage[65,99]                   0.25124 0.14639  0.4288 4.531e-07 ***
etudSecondaire                  2.58719 1.76527  3.8328 1.476e-06 ***
etudTechnique/Professionnel     2.85552 1.98049  4.1729 3.237e-08 ***
etudSupérieur                   6.63042 4.55179  9.7951 < 2.2e-16 ***
etudManquant                    8.58853 4.53478 16.5885 7.419e-11 ***
heures.tv                       0.88611 0.82902  0.9458 0.0003188 ***
religPratiquant occasionnel     0.97833 0.67588  1.4199 0.9078331
religAppartenance sans pratique 0.99333 0.70630  1.4020 0.9694337
religNi croyance ni appartenance 0.80623 0.55242  1.1782 0.2646171
religRejet                      0.68144 0.38688  1.1890 0.1797562
religNSP ou NVPR                0.91963 0.39967  2.0216 0.8384696
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Selon les résultats de notre modèle, les hommes pratiquent plus un sport que les femmes et la pratique du sport diminue avec l'âge. Pour représenter les effets différentes variables, on peut avoir recours à la fonction `allEffects` de l'extension **effects**.

```
R> library(effects)
   plot(allEffects(mod))
```

Figure 1. Représentation graphique des effets du modèle

Cependant, l'effet de l'âge est-il le même selon le sexe ? Nous allons donc introduire une interaction entre l'âge et le sexe dans notre modèle, ce qui sera représenté par `sexe * grpage` dans l'équation du modèle.

```
R> mod2 <- glm(sport ~ sexe * grpage + etud + heures.tv + relig, data = d, famil
   y = binomial())
```

Commençons par regarder les effets du modèle.

```
R> plot(allEffects(mod2))
```

Figure 2. Représentation graphique des effets du modèle avec interaction entre le sexe et le groupe d'âge

Sur ce graphique, on voit que l'effet de l'âge sur la pratique d'un sport est surtout marqué chez les hommes. Chez les femmes, le même effet est observé, mais dans une moindre mesure et seulement à partir de 45 ans.

On peut tester si l'ajout de l'interaction améliore significativement le modèle avec `anova`.

```
R> anova(mod2, test = "Chisq")
```

```
Analysis of Deviance Table

Model: binomial, link: logit

Response: sport

Terms added sequentially (first to last)
```

```
            Df Deviance Resid. Df Resid. Dev  Pr(>Chi)
NULL                         1994     2609.2
sexe         1   16.211      1993     2593.0 5.668e-05 ***
grpage       3  216.268      1990     2376.7 < 2.2e-16 ***
etud         4  152.732      1986     2224.0 < 2.2e-16 ***
heures.tv    1   13.588      1985     2210.4 0.0002276 ***
relig        5    4.232      1980     2206.2 0.5165401
sexe:grpage  3   13.030      1977     2193.1 0.0045714 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Jetons maintenant un oeil aux coefficients du modèle. Pour rendre les choses plus visuelles, nous aurons recours à `ggcoef` de l'extension **GGally**.

```
R> library(GGally)
   ggcoef(mod2, exponentiate = TRUE)
```

Figure 3. Représentation graphique des coefficients du modèle avec interaction entre le sexe et le groupe d'âge

Concernant l'âge et le sexe, nous avons trois séries de coefficients : trois coefficients (*grpage[25,45)*,

grpage[45,65) et *grpage[65,99]*) qui correspondent à l'effet global de la variable *âge*, un coefficient (*sexeHomme*)pour l'effet global du sexe et trois coefficients qui sont des moficateurs de l'effet d'âge pour les hommes (*grpage[25,45)*, *grpage[45,65)* et *grpage[65,99]*).

Pour bien interpréter ces coefficients, il faut toujours avoir en tête les modalités choisies comme référence pour chaque variable. Supposons une femme de 60 ans, dont toutes lautres variables correspondent aux modalités de référence (c'est donc une pratiquante régulière, de niveau primaire, qui ne regarde pas la télévision). Regardons ce que prédit le modèle quant à sa probabilité de faire du sport au travers d'une représentation graphique

Figure 4. Représentation graphique de l'estimation de la probabilité de faire du sport pour une femme de 60 ans

En premier lieu, l'intercept s'applique et permet de déterminer la probabilité de base de faire du sport (si toutes les variables sont à leur valeur de référence). «Femme» étant la modalité de référence pour la variable `sexe`, cela ne modifie pas le calcul de la probabilité de faire du sport. Par contre, il y a une modification induite par la modalité «45-65» de la variable `grpage`.

Regardons maintenant la situation d'un homme de 20 ans.

Figure 5. Représentation graphique de l'estimation de la probabilité de faire du sport pour un homme de 20 ans

Nous sommes à la modalité de référence pour l'âge par contre il y a un effet important du sexe. Le coefficient associé globalement à la variable `sexe` correspond donc à l'effet du sexe à la modalité de référence du groupe d'âges.

La situation est différente pour un homme de 60 ans.

Figure 6. Représentation graphique de l'estimation de la probabilité de faire du sport pour un homme de 60 ans

Cette fois-ci, il y a plusieurs modifications d'effet. On applique en effet à la fois le coefficient «sexe = Homme» (effet du sexe pour les 15-24 ans), le coefficient «grpage = [45-65)» qui est l'effet de l'âge pour les femmes de 45-64 ans et le coefficient «sexe:grpage = Homme:[45-65)» qui indique l'effet spécifique qui s'applique aux hommes de 45-64, d'une part par rapport aux femmes du même et d'autre part par rapport aux hommes de 16-24 ans. L'effet des coefficients d'interaction doivent donc être interprétés par rapport aux autres coefficients du modèle qui s'appliquent, en tenant compte des modalités de référence.

Il est cependant possible d'écrire le même modèle différemment. En effet, `sexe * grpage` dans la formule du modèle est équivalent à l'écriture `sexe + grpage + sexe:grpage`, c'est-à-dire à modéliser un coefficient global pour chaque variable plus un des coefficients d'interaction. On aurait pu demander juste des coefficients d'interaction, en ne mettant que `sexe:grpage`.

```
R> mod3 <- glm(sport ~ sexe:grpage + etud + heures.tv + relig, data = d, family
   = binomial())
```

Au sens strict, ce modèle explique tout autant le phénomène étudié que le modèle précédent. On peut le vérifier facilement avec `anova`.

```
R> anova(mod2, mod3, test = "Chisq")
```

```
Analysis of Deviance Table

Model 1: sport ~ sexe * grpage + etud + heures.tv + relig
Model 2: sport ~ sexe:grpage + etud + heures.tv + relig
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1      1977     2193.1
2      1977     2193.1  0        0
```

De même, les effets modélisés sont les mêmes.

```
R> plot(allEffects(mod3))
```

Figure 7. Représentation graphique des effets du modèle avec interaction simple entre le sexe et le groupe d'âge

Par contre, regardons d'un peu plus près les coefficients de ce nouveau modèle. Nous allons voir que leur interprétation est légèrement différente.

```
R> ggcoef(mod3, exponentiate = TRUE)
```

Figure 8. Représentation graphique des coefficients du modèle avec interaction simple entre le sexe et le groupe d'âge

Cette fois-ci, il n'y a plus de coefficients globaux pour la variable `sexe` ni pour `grpage` mais des coefficients pour chaque combinaison de ces deux variables.

Figure 9. Représentation graphique de l'estimation de la probabilité de faire du sport pour un homme de 40 ans

Cette fois-ci, le coefficient d'interaction fourrnit l'effet global du sexe et de l'âge, et non plus la modification de cette combinaison par rapport aux coefficients globaux. Leur sens est donc différent et il faudra les interpréter en conséquence.

Un second exemple d'interaction

Intéressons-nous maintenant à l'interaction entre le sexe et le niveau d'étude. L'effet du niveau d'étude diffère-t-il selon l'âge ?

```
R> mod4 <- glm(sport ~ sexe * etud + grpage + heures.tv + relig, data = d, famil
   y = binomial())
```

Regardons d'abord les effets.

```
R> plot(allEffects(mod4))
```

Figure 10. Représentation graphique des effets du modèle avec interaction entre le sexe et le niveau d'étude

À première vue, l'effet du niveau d'étude semble être le même chez les hommes et chez les femmes. Ceci dit, cela serait peut être plus lisible si l'on superposait les deux sexe sur un même graphique. Nous allons utiliser la fonction `ggeffect` de l'extension **ggeffects** qui permets de récupérer les effets calculés avec `effect` dans un format utilisable avec **ggplot2**.

```
R> library(ggeffects)
   plot(ggeffect(mod4, c("etud", "sexe")))
```

Figure 11. Effets du niveau d'étude selon le sexe

Cela confirme ce que l'on suppose. Regardons les coefficients du modèle.

```
R> ggcoef(mod4, exponentiate = TRUE)
```

Figure 12. Représentation graphique des coefficients du modèle avec interaction simple entre le sexe et le niveau d'étude

```
R> odds.ratio(mod4)
```

```
Waiting for profiling to be done...
```

```
                                      OR   2.5 %  97.5 %         p
(Intercept)                      0.45928 0.22781  0.9126 0.0276831 *
sexeHomme                        1.41659 0.77234  2.5843 0.2558796
etudSecondaire                   2.24794 1.35296  3.8167 0.0021242 **
etudTechnique/Professionnel      3.09244 1.89953  5.1709 9.260e-06 ***
etudSupérieur                    6.59073 4.01753 11.1205 3.307e-13 ***
etudManquant                     5.21288 2.42496 11.4294 2.847e-05 ***
grpage[25,45)                    0.65985 0.41925  1.0364 0.0710897 .
grpage[45,65)                    0.34249 0.21353  0.5477 7.877e-06 ***
grpage[65,99]                    0.25402 0.14745  0.4350 6.606e-07 ***
heures.tv                        0.88707 0.82985  0.9468 0.0003646 ***
```

```
religPratiquant occasionnel           0.97621 0.67318  1.4196 0.8992576
religAppartenance sans pratique       1.00874 0.71604  1.4266 0.9605105
religNi croyance ni appartenance      0.82632 0.56489  1.2108 0.3262194
religRejet                            0.70306 0.39797  1.2297 0.2200263
religNSP ou NVPR                      0.89563 0.38588  1.9820 0.7904669
sexeHomme:etudSecondaire              1.37693 0.65003  2.9290 0.4037975
sexeHomme:etudTechnique/Professionnel 0.87434 0.43790  1.7538 0.7035417
sexeHomme:etudSupérieur               1.00776 0.49244  2.0725 0.9831280
sexeHomme:etudManquant                4.28305 1.32153 15.8357 0.0200885 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Si les coefficients associés au niveau d'étude sont significatifs, ceux de l'interaction ne le sont pas (sauf «sexeHomme:etudManquant») et celui associé au sexe, précédemment significatif ne l'est plus. Testons avec `anova` si l'interaction est belle et bien significative.

```
R> anova(mod4, test = "Chisq")
```

```
Analysis of Deviance Table

Model: binomial, link: logit

Response: sport

Terms added sequentially (first to last)

          Df Deviance Resid. Df Resid. Dev  Pr(>Chi)
NULL                       1994     2609.2
sexe       1    16.21      1993     2593.0 5.668e-05 ***
etud       4   319.19      1989     2273.8 < 2.2e-16 ***
grpage     3    49.81      1986     2224.0 8.770e-11 ***
heures.tv  1    13.59      1985     2210.4 0.0002276 ***
relig      5     4.23      1980     2206.2 0.5165401
sexe:etud  4    10.22      1976     2195.9 0.0368395 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

L'interaction est bien significative mais faiblement. Vu que l'effet du niveau d'étude reste nénamoins très similaire selon le sexe, on peut se demander s'il est pertinent de la conserver.

Explorer les différentes interactions possibles

Il peut y avoir de multiples interactions dans un modèle, d'ordre 2 (entre deux variables) ou plus (entre

trois variables ou plus). Il est dès lors tentant de tester les multiples interactions possibles de manière itératives afin d'identifier celles à retenir. C'est justement le but de la fonction `glmulti` de l'extension du même nom. `glmulti` permets de tester toutes les combinaisons d'interactions d'ordre 2 dans un modèle, en retenant le meilleur modèle à partir d'un critère spécifié (par défaut l'AIC). ATTENTION : le temps de calcul de `glmulti` peut-être long.

```
R> library(glmulti)
   glmulti(sport ~ sexe + grpage + etud + heures.tv + relig, data = d, family = b
   inomial())
```

```
Initialization...
TASK: Exhaustive screening of candidate set.
Fitting...

After 50 models:
Best model: sport~1+grpage+heures.tv+sexe:heures.tv+grpage:heures.tv+etud:heure
s.tv
Crit= 2284.87861987263
Mean crit= 2406.80086471225

After 100 models:
Best model: sport~1+etud+heures.tv+grpage:heures.tv
Crit= 2267.79462883348
Mean crit= 2360.46497457747

After 150 models:
Best model: sport~1+grpage+etud+heures.tv+sexe:heures.tv
Crit= 2228.88574082404
Mean crit= 2286.60589884071

After 200 models:
Best model: sport~1+grpage+etud+heures.tv+sexe:heures.tv
Crit= 2228.88574082404
Mean crit= 2254.99359340075

After 250 models:
Best model: sport~1+sexe+grpage+etud+heures.tv+etud:sexe+sexe:heures.tv
Crit= 2226.00088609349
Mean crit= 2241.76611580481

After 300 models:
Best model: sport~1+sexe+grpage+etud+heures.tv+grpage:sexe+sexe:heures.tv
Crit= 2222.67161519005
Mean crit= 2234.95020358944
```

On voit qu'au bout d'un moment, l'algorithme se statibilise autour d'un modèle comportant une

interaction entre le sexe et l'âge d'une part et entre le sexe et le nombre d'heures passées quotidiennement devant la télé. On voit également que la variable religion a été retirée du modèle final.

```
R> best <- glm(sport ~ 1 + sexe + grpage + etud + heures.tv + grpage:sexe + sex
  e:heures.tv,
    data = d, family = binomial())
  odds.ratio(best)
```

```
Waiting for profiling to be done...
```

```
                                 OR    2.5 %  97.5 %         p
(Intercept)                 0.285395 0.144811  0.5557 0.0002508 ***
sexeHomme                   4.018732 1.808573  9.4145 0.0008949 ***
grpage[25,45)               1.030205 0.591312  1.8184 0.9170428
grpage[45,65)               0.627599 0.351868  1.1323 0.1171763
grpage[65,99]               0.493477 0.249106  0.9762 0.0421203 *
etudSecondaire              2.541989 1.735573  3.7634 2.211e-06 ***
etudTechnique/Professionnel 2.817570 1.956251  4.1137 4.443e-08 ***
etudSupérieur               6.685085 4.588538  9.8796 < 2.2e-16 ***
etudManquant                8.817567 4.575016 17.3668 1.447e-10 ***
heures.tv                   0.845750 0.771519  0.9237 0.0002612 ***
sexeHomme:grpage[25,45)     0.318004 0.134434  0.7155 0.0069626 **
sexeHomme:grpage[45,65)     0.242528 0.101362  0.5524 0.0010034 **
sexeHomme:grpage[65,99]     0.224635 0.083753  0.5805 0.0024190 **
sexeHomme:heures.tv         1.115351 0.979397  1.2705 0.0997266 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
R> ggcoef(best, exponentiate = TRUE)
```

Figure 13. Représentation graphique des coefficients du modèle avec interaction entre le sexe, le niveau d'étude et le nombre d'heures passées devant la télévision

```
R> plot(allEffects(best))
```

Figure 14. Représentation graphique des effets du modèle avec interaction entre le sexe, le niveau d'étude et le nombre d'heures passées devant la télévision

Pour aller plus loin

Il y a d'autres extensions dédiées à l'analyse des interactions d'un modèle, de même que de nombreux supports de cours en ligne dédiés à cette question.

On pourra en particulier se référer à la vignette inclue avec l'extension **phia** : https://cran.r-project.org/web/packages/phia/vignettes/phia.pdf.

Modèles linéaires à effets mixtes

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Modèles GEE

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Séries temporelles

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Modèles à temps discret

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Analyse de survie

Ressources en ligne 533
Un exemple concret : mortalité infanto-juvénile 534
Préparation des données avec data.table 536
Préparation des données avec dplyr 542
Kaplan-Meier 549
Modèle de Cox 553
Vérification de la validité du modèle 557

Ressources en ligne

L'extension centrale pour l'analyse de survie est **survival**.

Un très bon tutoriel (en anglais et en 3 étapes), introduisant les concepts de l'analyse de survie, des courbes de Kaplan-Meier et des modèles de Cox et leur mise en oeuvre pratique sous **R** est disponible en ligne :

- http://www.sthda.com/english/wiki/survival-analysis-basics
- http://www.sthda.com/english/wiki/cox-proportional-hazards-model
- http://www.sthda.com/english/wiki/cox-model-assumptions

Pour un autre exemple (toujours en anglais) d'analyse de survie avec **survival**, on pourra se référer à https://rpubs.com/vinubalan/hrsurvival.

Pour représenter vos résultats avec **ggplot2**, on pourra avoir recours à l'extension **survminer** présentée en détails sur son site officiel (en anglais) : http://www.sthda.com/english/rpkgs/survminer/. On pourra également avoir recours à la fonction `ggsurv` de l'extension **GGally** présentée à l'adresse http://ggobi.github.io/ggally/#ggallyggsurv.

A noter, il est possible d'utiliser la fonction `step` sur un modèle de Cox, pour une sélection pas à pas d'un meilleur modèle basé sur une minimisation de l'AIC (voir le chapitre sur la régression logistique, page 405).

L'excellente extension **broom** peut également être utilisée sur des modèles de survie (Kaplan-Meier ou Cox) pour en convertir les résultats sous la forme d'un tableau de données.

Pour approfondir les possibilités offertes par l'extension **survival**, on pourra également consulter les différentes vignettes fournies avec l'extension (voir https://cran.r-project.org/package=survival).

Un exemple concret : mortalité infanto-juvénile

Dans cet exemple, nous allons utiliser le jeu de données `fecondite` fourni par l'extension **questionr**. Ce jeu de données comporte trois tableaux de données : `menages`, `femmes` et `enfants`.

Nous souhaitons étudier ici la survie des enfants entre la naissance et l'âge de 5 ans. Dans un premier temps, nous comparerons la survie des jeunes filles et des jeunes garçons. Dans un second temps, nous procéderons à une analyse multivariée en prenant en compte les variables suivantes :

- sexe de l'enfant
- milieu de résidence
- niveau de vie du ménage
- structure du ménage
- niveau d'éducation de la mère
- âge de la mère à la naissance de l'enfant
- enfin, une variable un peu plus compliquée, à savoir si le rang de naissance de l'enfant (second, troisième, quatrième, etc.) est supérieur au nombre idéal d'enfants selon la mère.

Nous allons préparer les données selon deux approches : soit en utilisant l'extension **data.table** (voir l'introduction à data.table, page 197), soit en utilisant l'extension **dplyr** (voir l'introduction à dplyr, page 193).

Chargeons les données en mémoire et listons les variables disponibles.

```
R> library(questionr)
   data(fecondite)
   lookfor(menages)
```

```
   variable                                label
1 id_menage                Identifiant du ménage
2    taille Taille du ménage (nombre de membres)
3 sexe_chef                Sexe du chef de ménage
4 structure    Structure démographique du ménage
5  richesse             Niveau de vie (quintiles)
```

```
R> lookfor(femmes)
```

```
         variable
1        id_femme
2       id_menage
3           poids
4  date_entretien
5  date_naissance
6             age
7          milieu
8          region
9            educ
10        travail
11          matri
12       religion
13        journal
14          radio
15             tv
16   nb_enf_ideal
17           test
                                                                  label
1                                       Identifiant de l'enquêtée
2                                           Identifiant du ménage
3                                               Poids statistique
4                                Date de passation du questionnaire
5                                               Date de naissance
6  Âge révolu (en années) à la date de passation du questionnaire
7                                             Milieu de résidence
8                                             Région de résidence
9                                              Niveau d'éducation
10                                                  A un emploi ?
11                                             Statut matrimonial
12                                                       Religion
```

```
13                                                Lit la presse ?
14                                              Ecoute la radio ?
15                                        Regarde la télévision ?
16                                         Nombre idéal d'enfants
17                       A déjà fait un test de dépistage du VIH ?
```

```
R> lookfor(enfants)
```

```
        variable                              label
1      id_enfant           Identifiant de l'enfant
2       id_femme            Identifiant de la mère
3 date_naissance                 Date de naissance
4           sexe                  Sexe de l'enfant
5         survie L'enfant est-il toujours en vie ?
6      age_deces            Age au décès (en mois)
```

Préparation des données avec data.table

Tout d'abord, regardons sous quel format elles sont stockées.

```
R> class(menages)
```

```
[1] "tbl_df"     "tbl"        "data.frame"
```

```
R> describe(menages)
```

```
[1814 obs. x 5 variables] tbl_df tbl data.frame

$id_menage: Identifiant du ménage
numeric: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
min: 1 - max: 1814 - NAs: 0 (0%) - 1814 unique values

$taille: Taille du ménage (nombre de membres)
numeric: 7 3 6 5 7 6 15 6 5 19 ...
min: 1 - max: 31 - NAs: 0 (0%) - 30 unique values

$sexe_chef: Sexe du chef de ménage
labelled double: 2 1 1 1 1 2 2 2 1 1 ...
min: 1 - max: 2 - NAs: 0 (0%) - 2 unique values
```

```
2 value labels: [1] homme [2] femme

$structure: Structure démographique du ménage
labelled double: 4 2 5 4 4 4 5 2 5 5 ...
min: 1 - max: 5 - NAs: 0 (0%) - 5 unique values
6 value labels: [0] pas d'adulte [1] un adulte [2] deux adultes de sexe opposé
[3] deux adultes de même sexe [4] trois adultes ou plus avec lien de parenté
[5] adultes sans lien de parenté

$richesse: Niveau de vie (quintiles)
labelled double: 1 2 2 1 1 3 2 5 4 3 ...
min: 1 - max: 5 - NAs: 0 (0%) - 5 unique values
5 value labels: [1] très pauvre [2] pauvre [3] moyen [4] riche [5] très riche
```

Les tableaux de données sont au format *tibble* (c'est-à-dire sont de la classe `tbl_df`) et les variables catégorielles sont du type `labelled` (voir le chapitre sur les vecteurs labellisés, page 107). Ce format correspond au format de données si on les avait importées depuis SPSS avec l'extension **haven** (voir le chapitre sur l'import de données, page 134).

En premier lieu, il nous faut convertir les tableaux de données au format `data.table`, ce qui peut se faire avec la fonction `setDT`[1]. Par ailleurs, nous allons également charger en mémoire l'extension **labelled** pour la gestion des vecteurs labellisés.

```
R> library(labelled)
   library(data.table)
   setDT(menages)
   setDT(femmes)
   setDT(enfants)
```

En premier lieu, il nous faut calculer la durée d'observation des enfants, à savoir le temps passé entre la date de naissance (variable du fichier `enfants`) et la date de passation de l'entretien (fournie par le tableau de données `femmes`). Pour récupérer des variables du fichier `femmes` dans le fichier `enfants`, nous allons procéder à une fusion de table (voir le chapitre dédié, page 223). Pour le calcul de la durée d'observation, nous allons utiliser le package **lubridate** (voir le chapitre calculer un âge, page 647 et celui sur la gestion des dates, page 229). Nous effectuerons l'analyse en mois (puisque l'âge au décès est connu en mois). Dès lors, la durée d'observation sera calculée en mois.

1. Pour utiliser simultanément **data.table** et **dplyr**, nous aurions préféré la fonction `tbl_dt` de l'extension `dtplyr`.

```
R> enfants <- merge(
     enfants,
     femmes[, .(id_femme, date_entretien)],
     by = "id_femme",
     all.x = TRUE
   )

   # duree observation en mois
   library(lubridate)
   enfants[, duree_observation := time_length(interval(date_naissance, date_entre
   tien), unit = "months")]
```

ATTENTION : il y 11 enfants soi-disant nés après la date d'enquête ! Quelle que soit l'enquête, il est rare de ne pas observer d'incohérences. Dans le cas présent, il est fort possible que la date d'entretien puisse parfois être erronée (par exemple si l'enquêteur a inscrit une date sur le questionnaire papier le jour du recensement du ménage mais n'ai pu effectué le questionnaire individuel que plus tard). Nous décidons ici de procéder à une correction en ajoutant un mois aux dates d'entretien problématiques. D'autres approches auraient pu être envisagées, comme par exemple exclure ces observations problématiques. Cependant, cela aurait impacté le calcul du range de naissance pour les autres enfants issus de la même mère. Quoiqu'il en soit, il n'y a pas de réponse unique. À vous de vous adapter au contexte particulier de votre analyse.

```
R> enfants[duree_observation < 0, date_entretien := date_entretien %m+% month
   s(1)]
   enfants[, duree_observation := time_length(interval(date_naissance, date_entre
   tien), unit = "months")]
```

Regardons maintenant comment les âges au décès ont été collectés.

```
R> freq(enfants$age_deces)
```

```
       n    % val%
0     62  3.9 43.7
1      5  0.3  3.5
2      6  0.4  4.2
3      5  0.3  3.5
4      4  0.3  2.8
5      5  0.3  3.5
6      5  0.3  3.5
7      4  0.3  2.8
8      3  0.2  2.1
9      6  0.4  4.2
10     1  0.1  0.7
11     5  0.3  3.5
```

```
12    10  0.6  7.0
13     3  0.2  2.1
14     1  0.1  0.7
16     1  0.1  0.7
19     2  0.1  1.4
21     1  0.1  0.7
24    10  0.6  7.0
36     2  0.1  1.4
48     1  0.1  0.7
NaN 1442 91.0   NA
```

Les âges au décès sont ici exprimés en mois révolus. Les décès à un mois révolu correspondent à des décès entre 1 et 2 mois exacts. Par ailleurs, les durées d'observation que nous avons calculées avec `time_length` sont des durées exactes, c'est-à-dire avec la partie décimale. Pour une analyse de survie, on ne peut mélanger des durées exactes et des durées révolues. Trois approches peuvent être envisagées :

1. faire l'analyse en mois révolus, auquel cas on ne gardera que la partie entière des durées d'observations avec la fonction `trunc` ;
2. considérer qu'un âge au décès de 3 mois révolus correspond en moyenne à 3,5 mois exacts et donc ajouter 0,5 à tous les âges révolus ;
3. imputer un âge au décès exact en distribuant aléatoirement les décès à 3 mois révolus entre 3 et 4 mois exacts, autrement dit en ajoutant aléatoirement une partie décimale aux âges révolus.

Nous allons ici adopter la troisième approche en considérant que les décès se répartissent de manière uniforme au sein d'un même mois. Nous aurons donc recours à la fonction `runif` qui permets de générer des valeurs aléatoires entre 0 et 1 selon une distribustion uniforme.

```
R> enfants[, age_deces_impute := age_deces + runif(.N)]
```

Pour définir notre objet de survie, il nous faudra deux variables. Une première, temporelle, indiquant la durée à laquelle survient l'évènement étudié (ici le décès) pour ceux ayant vécu l'évènement et la durée d'observation pour ceux n'ayant pas vécu l'évènement (censure à droite). Par ailleurs, une seconde variable indiquant si les individus ont vécu l'évènement (0 pour non, 1 pour oui). Or, ici, la variable *survie* est codée 0 pour les décès et 1 pour ceux ayant survécu. Pour plus de détails, voir l'aide de la fonction `Surv`.

```
R> enfants[, deces := 0]
   enfants[survie == 0, deces := 1]
   var_label(enfants$deces) <- "Est décédé ?"
   val_labels(enfants$deces) <- c(non = 0, oui = 1)

   enfants[, time := duree_observation]
   enfants[deces == 1, time := age_deces_impute]
```

Occupons-nous maintenant des variables explicatives que nous allons inclure dans l'analyse. Tout d'abord,

ajoutons à la table `enfants` les variables nécessaires des tables `femmes` et `menages`. Notons qu'il nous faudra importer *id_menage* de la table `femmes` pour pouvoir fusionner ensuite la table `enfants` avec la table `menages`. Par ailleurs, pour éviter une confusion sur la variable *date_naissance*, nous renommons à la volée cette variable de la table `femmes` en *date_naissance_mere*.

```
R> enfants <- merge(
     enfants,
     femmes[, .(
       id_femme, id_menage, milieu, educ,
       date_naissance_mere = date_naissance, nb_enf_ideal
     )],
     by = "id_femme",
     all.x = TRUE
   )
   enfants <- merge(
     enfants,
     menages[, .(id_menage, structure, richesse)],
     by = "id_menage",
     all.x = TRUE
   )
```

Les variables catégorielles sont pour l'heure sous formes de vecteurs labellisés. Or, dans un modèle, il est impératif de les convertir en facteurs pour qu'elles soient bien traitées comme des variables catégorielles (autrement elles seraient traitées comme des variables continues). On aura donc recours à la fonction `to_factor` de l'extension **labelled**.

```
R> enfants[, sexe := to_factor(sexe)]
   enfants[, richesse := to_factor(richesse)]
```

Regardons plus attentivement, la variable *structure*.

```
R> freq(enfants$structure)
```

```
                                                n    % val%
[0] pas d'adulte                                0  0.0  0.0
[1] un adulte                                  45  2.8  2.8
[2] deux adultes de sexe opposé               505 31.9 31.9
[3] deux adultes de même sexe                  71  4.5  4.5
[4] trois adultes ou plus avec lien de parenté 764 48.2 48.2
[5] adultes sans lien de parenté               199 12.6 12.6
```

Tout d'abord, la modalité «pas d'adulte» n'est pas représentée dans l'échantillon. On aura donc recours à l'argument `drop_unused_labels` pour ne pas conserver cette modalité. Par ailleurs, nous considérons que la situation familiale à partir de laquelle nous voudrons comparer les autres dans notre modèle,

donc celle qui doit être considérée comme la modalité de référence, est celle du ménage nucléaire. Cette modalité («deux adultes de sexe opposé») n'étant pas la première, nous aurons recours à la fonction `relevel` {data-pkg = "stats"}.

```
R> enfants[, structure := to_factor(structure)]
   enfants[, structure := relevel(structure, "deux adultes de sexe opposé")]
```

Regardons la variable *educ*.

```
R> freq(enfants$educ)
```

```
                   n    % val%
[0] aucun       1084 68.4 68.4
[1] primaire     368 23.2 23.2
[2] secondaire   115  7.3  7.3
[3] supérieur     17  1.1  1.1
```

La modalité «supérieur» est peu représentée dans notre échantillon. Nous allons la fusionner avec la modalité «secondaire» (voir la section Regrouper les modalités d'une variable, page 154 du chapitre Recodage, page 143).

```
R> enfants[, educ2 := educ]
   enfants[educ == 3, educ2 := 2]
   val_label(enfants$educ2, 2) <- "secondaire ou plus"
   val_label(enfants$educ2, 3) <- NULL
   enfants[, educ2 := to_factor(educ2)]
   freq(enfants$educ2)
```

```
                      n    % val%
aucun              1084 68.4 68.4
primaire            368 23.2 23.2
secondaire ou plus  132  8.3  8.3
```

Calculons maintenant l'âge de la mère à la naissance de l'enfant (voir le chapitre Caluler un âge, page 647) et découpons le en groupes d'âges (voir la section Découper une variable numérique en classes, page 150 du chapitre Recodage, page 143).

```
R> enfants[, age_mere_naissance := time_length(
     interval(date_naissance_mere, date_naissance),
     unit = "years"
     )]

   enfants$gpage_mere_naissance <- cut(
     enfants$age_mere_naissance,
     include.lowest = TRUE, right = FALSE,
     breaks=c(13, 20, 30, 50)
   )
   levels(enfants$gpage_mere_naissance) <- c(
     "19 ou moins", "20-29", "30 et plus"
   )
   enfants$gpage_mere_naissance <- relevel(enfants$gpage_mere_naissance, "20-29")
   freq(enfants$gpage_mere_naissance)
```

```
               n    % val%
20-29        888 56.1 56.1
19 ou moins  257 16.2 16.2
30 et plus   439 27.7 27.7
```

Reste à calculer si le rang de naissance de l'enfant est supérieur au nombre idéal d'enfants tel que défini par la mère. On aura recours à la fonction `rank` appliquée par groupe (ici calculé séparément pour chaque mère). L'argument `ties.method` permet d'indiquer comment gérer les égalités (ici les naissances multiples, e.g. les jumeaux). Comme nous voulons comparer le rang de l'enfant au nombre idéal d'enfants, nous allons retenir la méthode `"max"` pour obtenir, dans le cas présent, le nombre total d'enfants déjà nés[2]. Avant de calculer un rang, il est impératif de trier préalablement le tableau (voir le chapitre Tris, page 211).

```
R> setorder(enfants, id_femme, date_naissance)
   enfants[, rang := rank(date_naissance, ties.method = "max"), by = id_femme]
   enfants[, rang_apres_ideal := "non"]
   enfants[rang > nb_enf_ideal, rang_apres_ideal := "oui"]
   enfants[, rang_apres_ideal := factor(rang_apres_ideal)]
   enfants[, rang_apres_ideal := relevel(rang_apres_ideal, "non")]
```

Préparation des données avec dplyr

Tout d'abord, regardons sous quel format elles sont stockées.

2. Ici, pour plus de simplicité, nous n'avons pas pris en compte les décès éventuels des enfants de rang inférieur avant la naissance considérée.

```
R> data(fecondite)
   class(menages)
```

```
[1] "tbl_df"     "tbl"        "data.frame"
```

```
R> describe(menages)
```

```
[1814 obs. x 5 variables] tbl_df tbl data.frame

$id_menage: Identifiant du ménage
numeric: 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
min: 1 - max: 1814 - NAs: 0 (0%) - 1814 unique values

$taille: Taille du ménage (nombre de membres)
numeric: 7 3 6 5 7 6 15 6 5 19 ...
min: 1 - max: 31 - NAs: 0 (0%) - 30 unique values

$sexe_chef: Sexe du chef de ménage
labelled double: 2 1 1 1 1 2 2 2 1 1 ...
min: 1 - max: 2 - NAs: 0 (0%) - 2 unique values
2 value labels: [1] homme [2] femme

$structure: Structure démographique du ménage
labelled double: 4 2 5 4 4 4 5 2 5 5 ...
min: 1 - max: 5 - NAs: 0 (0%) - 5 unique values
6 value labels: [0] pas d'adulte [1] un adulte [2] deux adultes de sexe opposé
[3] deux adultes de même sexe [4] trois adultes ou plus avec lien de parenté
[5] adultes sans lien de parenté

$richesse: Niveau de vie (quintiles)
labelled double: 1 2 2 1 1 3 2 5 4 3 ...
min: 1 - max: 5 - NAs: 0 (0%) - 5 unique values
5 value labels: [1] très pauvre [2] pauvre [3] moyen [4] riche [5] très riche
```

Les tableaux de données sont déjà au format *tibble* (c'est-à-dire sont de la classe `tbl_df`)[3] et les variables catégorielles sont du type `labelled` (voir le chapitre sur les vecteurs labellisés, page 107). Ce format correspond au format de données si on les avait importées depuis SPSS avec l'extension **haven** (voir le chapitre sur l'import de données, page 134).

Nous allons charger en mémoire l'extension **labelled** pour la gestion des vecteurs labellisés en plus de **dplyr**.

3. Si cela n'avait pas été le cas, nous aurions eu recours à la fonction `tbl_df`.

```
R> library(dplyr)
   library(labelled)
```

En premier lieu, il nous faut calculer la durée d'observation des enfants, à savoir le temps passé entre la date de naissance (variable du fichier `enfants`) et la date de passation de l'entretien (fournie par le tableau de données `femmes`). Pour récupérer des variables du fichier `femmes` dans le fichier `enfants`, nous allons procéder à une fusion de table (voir le chapitre dédié, page 223). Pour le calcul de la durée d'observation, nous allons utiliser le package lubridate (voir le chapitre calculer un âge, page 647 et celui sur la gestion des dates, page 229). Nous effectuerons l'analyse en mois (puisque l'âge au décès est connu en mois). Dès lors, la durée d'observation sera calculée en mois.

```
R> library(lubridate)
   enfants <- enfants %>%
     left_join(
       femmes %>% select(id_femme, date_entretien),
       by = "id_femme"
     ) %>%
     mutate(duree_observation = time_length(
       interval(date_naissance, date_entretien),
       unit = "months"
     ))
```

```
Warning: Column `id_femme` has different attributes on LHS and RHS of join
```

ATTENTION : il y 11 enfants soi-disant nés après la date d'enquête ! Quelle que soit l'enquête, il est rare de ne pas observer d'incohérences. Dans le cas présent, il est fort possible que la date d'entretien puisse parfois être erronée (par exemple si l'enquêteur a inscrit une date sur le questionnaire papier le jour du recensement du ménage mais n'ai pu effectué le questionnaire individuel que plus tard). Nous décidons ici de procéder à une correction en ajoutant un mois aux dates d'entretien problématiques. D'autres approches auraient pu être envisagées, comme par exemple exclure ces observations problématiques. Cependant, cela aurait impacté le calcul du range de naissance pour les autres enfants issus de la même mère. Quoiqu'il en soit, il n'y a pas de réponse unique. À vous de vous adapter au contexte particulier de votre analyse.

```
R> enfants$date_entretien[enfants$duree_observation < 0] <-
     enfants$date_entretien[enfants$duree_observation < 0] %m+% months(1)
   enfants <- enfants %>%
     mutate(duree_observation = time_length(
       interval(date_naissance, date_entretien),
       unit = "months"
     ))
```

Regardons maintenant comment les âges au décès ont été collectés.

```
R> freq(enfants$age_deces)
```

```
       n    % val%
0     62  3.9 43.7
1      5  0.3  3.5
2      6  0.4  4.2
3      5  0.3  3.5
4      4  0.3  2.8
5      5  0.3  3.5
6      5  0.3  3.5
7      4  0.3  2.8
8      3  0.2  2.1
9      6  0.4  4.2
10     1  0.1  0.7
11     5  0.3  3.5
12    10  0.6  7.0
13     3  0.2  2.1
14     1  0.1  0.7
16     1  0.1  0.7
19     2  0.1  1.4
21     1  0.1  0.7
24    10  0.6  7.0
36     2  0.1  1.4
48     1  0.1  0.7
NaN 1442 91.0   NA
```

Les âges au décès sont ici exprimés en mois révolus. Les décès à un mois révolu correspondent à des décès entre 1 et 2 mois exacts. Par ailleurs, les durées d'observation que nous avons calculées avec `time_length` sont des durées exactes, c'est-à-dire avec la partie décimale. Pour une analyse de survie, on ne peut mélanger des durées exactes et des durées révolues. Trois approches peuvent être envisagées :

1. faire l'analyse en mois révolus, auquel cas on ne gardera que la partie entière des durées d'observations avec la fonction `trunc` ;
2. considérer qu'un âge au décès de 3 mois révolus correspond en moyenne à 3,5 mois exacts et donc ajouter 0,5 à tous les âges révolus ;
3. imputer un âge au décès exact en distribuant aléatoirement les décès à 3 mois révolus entre 3 et 4 mois exacts, autrement dit en ajoutant aléatoirement une partie décimale aux âges révolus.

Nous allons ici adopter la troisième approche en considérant que les décès se répartissent de manière uniforme au sein d'un même mois. Nous aurons donc recours à la fonction `runif` qui permets de générer des valeurs aléatoires entre 0 et 1 selon une distribustion uniforme.

```
R> enfants <- enfants %>%
     mutate(age_deces_impute = age_deces + runif(n()))
```

Pour définir notre objet de survie, il nous faudra deux variables. Une première, temporelle, indiquant la durée à laquelle survient l'évènement étudié (ici le décès) pour ceux ayant vécu l'évènement et la durée d'observation pour ceux n'ayant pas vécu l'évènement (censure à droite). Par ailleurs, une seconde variable indiquant si les individus ont vécu l'évènement (0 pour non, 1 pour oui). Or, ici, la variable *survie* est codée 0 pour les décès et 1 pour ceux ayant survécu. Pour plus de détails, voir l'aide de la fonction `Surv`.

```
R> enfants <- enfants %>%
     mutate(deces = if_else(survie == 0, 1, 0)) %>%
     set_variable_labels(deces = "Est décédé ?") %>%
     set_value_labels(deces = c(non = 0, oui = 1)) %>%
     mutate(time = if_else(deces == 1, age_deces_impute, duree_observation))
```

Occupons-nous maintenant des variables explicatives que nous allons inclure dans l'analyse. Tout d'abord, ajoutons à la table `enfants` les variables nécessaires des tables `femmes` et `menages`. Notons qu'il nous faudra importer *id_menage* de la table `femmes` pour pouvoir fusionner ensuite la table `enfants` avec la table `menages`. Par ailleurs, pour éviter une confusion sur la variable *date_naissance*, nous renommons à la volée cette variable de la table `femmes` en *date_naissance_mere*.

```
R> enfants <- enfants %>%
     left_join(
       select(femmes,
         id_femme, id_menage, milieu, educ,
         date_naissance_mere = date_naissance, nb_enf_ideal
       ),
       by = "id_femme"
     ) %>%
     left_join(
       select(menages, id_menage, structure, richesse),
       by = "id_menage"
     )
```

```
Warning: Column `id_femme` has different attributes on LHS and RHS of join
```

Les variables catégorielles sont pour l'heure sous formes de vecteurs labellisés. Or, dans un modèle, il est impératif de les convertir en facteurs pour qu'elles soient bien traitées comme des variables catégorielles (autrement elles seraient traitées comme des variables continues). On aura donc recours à la fonction `to_factor` de l'extension **labelled**.

```
R> enfants <- enfants %>%
     mutate(sexe = to_factor(sexe), richesse = to_factor(richesse))
```

Regardons plus attentivement, la variable *structure*.

```
R> freq(enfants$structure)
```

```
                                                n    % val%
[0] pas d'adulte                                0  0.0  0.0
[1] un adulte                                  45  2.8  2.8
[2] deux adultes de sexe opposé               505 31.9 31.9
[3] deux adultes de même sexe                  71  4.5  4.5
[4] trois adultes ou plus avec lien de parenté 764 48.2 48.2
[5] adultes sans lien de parenté              199 12.6 12.6
```

Tout d'abord, la modalité «pas d'adulte» n'est pas représentée dans l'échantillon. On aura donc recours à l'argument `drop_unused_labels` pour ne pas conserver cette modalité. Par ailleurs, nous considérons que la situation familiale à partir de laquelle nous voudrons comparer les autres dans notre modèle, donc celle qui doit être considérée comme la modalité de référence, est celle du ménage nucléaire. Cette modalité («deux adultes de sexe opposé») n'étant pas la première, nous aurons recours à la fonction `relevel` {data-pkg = "stats"}.

```
R> enfants <- enfants %>%
     mutate(structure = relevel(
       to_factor(structure, drop_unused_labels = TRUE),
       "deux adultes de sexe opposé"
     ))
```

Regardons la variable *educ*.

```
R> freq(enfants$educ)
```

```
                  n    % val%
[0] aucun      1084 68.4 68.4
[1] primaire    368 23.2 23.2
[2] secondaire  115  7.3  7.3
[3] supérieur    17  1.1  1.1
```

La modalité «supérieur» est peu représentée dans notre échantillon. Nous allons la fusionner avec la modalité «secondaire» (voir la section Regrouper les modalités d'une variable, page 154 du chapitre Recodage, page 143).

```
R> enfants <- enfants %>%
     mutate(educ2 = ifelse(educ == 3, 2, educ)) %>%
     set_value_labels(educ2 = c(
       aucun = 0,
       primaire = 1,
       "secondaire ou plus" = 2
     )) %>%
     mutate(educ2 = to_factor(educ2))
   freq(enfants$educ2)
```

```
                      n    % val%
aucun              1084 68.4 68.4
primaire            368 23.2 23.2
secondaire ou plus  132  8.3  8.3
```

Calculons maintenant l'âge de la mère à la naissance de l'enfant (voir le chapitre Caluler un âge, page 647) et découpons le en groupes d'âges (voir la section Découper une variable numérique en classes, page 150 du chapitre Recodage, page 143).

```
R> enfants <- enfants %>%
     mutate(
       age_mere_naissance = time_length(
         interval(date_naissance_mere, date_naissance),
         unit = "years"
       ),
       gpage_mere_naissance = cut(
         age_mere_naissance,
         include.lowest = TRUE, right = FALSE,
         breaks=c(13, 20, 30, 50)
       )
     )

   levels(enfants$gpage_mere_naissance) <- c(
     "19 ou moins", "20-29", "30 et plus"
   )
   enfants$gpage_mere_naissance <- relevel(enfants$gpage_mere_naissance, "20-29")
   freq(enfants$gpage_mere_naissance)
```

```
              n    % val%
20-29       888 56.1 56.1
19 ou moins 257 16.2 16.2
30 et plus  439 27.7 27.7
```

Reste à calculer si le rang de naissance de l'enfant est supérieur au nombre idéal d'enfants tel que défini

par la mère. On aura recours à la fonction `rank` appliquée par groupe (ici calculé séparément pour chaque mère). L'argument `ties.method` permet d'indiquer comment gérer les égalités (ici les naissances multiples, e.g. les jumeaux). Comme nous voulons comparer le rang de l'enfant au nombre idéal d'enfants, nous allons retenir la méthode `"max"` pour obtenir, dans le cas présent, le nombre total d'enfants déjà nés[4]. Avant de calculer un rang, il est impératif de trier préalablement le tableau (voir le chapitre Tris, page 211).

```
R> enfants <- enfants %>%
     arrange(id_femme, date_naissance) %>%
     group_by(id_femme) %>%
     mutate(
       rang = rank(date_naissance, ties.method = "max"),
       rang_apres_ideal = ifelse(rang > nb_enf_ideal, "oui", "non"),
       rang_apres_ideal = factor(rang_apres_ideal, levels = c("non", "oui"))
     )
```

Kaplan-Meier

La courbe de survie de Kaplan-Meier s'obtient avec la fonction `survfit` de l'extension **survival**.

```
R> library(survival)
   km_global <- survfit(Surv(time, deces) ~ 1, data = enfants)
   km_global
```

```
Call: survfit(formula = Surv(time, deces) ~ 1, data = enfants)

      n  events  median 0.95LCL 0.95UCL
   1584     142      NA      NA      NA
```

Pour la représenter, on pourra avoir recours à la fonction `ggsurvplot` de l'extension `survminer`.

4. Ici, pour plus de simplicité, nous n'avons pas pris en compte les décès éventuels des enfants de rang inférieur avant la naissance considérée.

```
R> library(survminer)
```

```
Loading required package: ggpubr

Loading required package: magrittr

Attaching package: 'ggpubr'

The following object is masked from 'package:JLutils':

    get_legend
```

```
R> ggsurvplot(km_global)
```

Figure 1. Courbe de survie de Kaplan-Meier

On peut facilement représenter à la place la courbe cumulée des évènements (l'inverse de la courbe de survie) et la table des effectifs en fonction du temps.

```
R> ggsurvplot(km_global, fun = "event", risk.table = TRUE, surv.scale = "per
   cent")
```

Figure 2. Courbe cumulée des évènements et table des effectifs

Pour comparer deux groupes (ici les filles et les garçons), il suffit d'indiquer la variable de comparaison à `survfit`.

```
R> km_sexe <- survfit(Surv(time, deces) ~ sexe, data = enfants)
   km_sexe
```

```
Call: survfit(formula = Surv(time, deces) ~ sexe, data = enfants)

                n events median 0.95LCL 0.95UCL
sexe=masculin 762     94     NA      NA      NA
sexe=féminin  822     48     NA      NA      NA
```

La fonction `survdiff` permets de calculer le test du logrank afin de comparer des courbes de survie. La mortalité infanto-juvénile diffère-t-elle significativement selon le sexe de l'enfant ?

```
R> survdiff(Surv(time, deces) ~ sexe, data = enfants)
```

```
Call:
survdiff(formula = Surv(time, deces) ~ sexe, data = enfants)

                N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
sexe=masculin 762       94     66.2      11.6      21.8
sexe=féminin  822       48     75.8      10.2      21.8

 Chisq= 21.8  on 1 degrees of freedom, p= 3e-06
```

Une fois encore, on aura recours à `ggsurvplot` pour représenter les courbes de survie.

```
R> ggsurvplot(km_sexe, conf.int = TRUE, risk.table = TRUE, pval = TRUE, dat
   a = enfants)
```

Figure 3. Courbes de Kaplan-Meier selon le sexe

Modèle de Cox

Un modèle de Cox se calcule aisément avec `coxph` {survival}.

```
R> mod1 <- coxph(
     Surv(time, deces) ~ sexe + milieu + richesse +
     structure + educ2 + gpage_mere_naissance + rang_apres_ideal,
     data = enfants
   )
   mod1
```

```
Call:
coxph(formula = Surv(time, deces) ~ sexe + milieu + richesse +
    structure + educ2 + gpage_mere_naissance + rang_apres_ideal,
    data = enfants)

                                                      coef exp(coef) se(coef)
sexeféminin                                        -0.80957   0.44505  0.17781
milieu                                              0.65624   1.92753  0.26993
richessepauvre                                     -0.08222   0.92107  0.25042
richessemoyen                                       0.31864   1.37526  0.24787
richesseriche                                       0.35348   1.42402  0.29842
richessetrès riche                                  0.46459   1.59136  0.42858
structureun adulte                                 -0.15023   0.86051  0.60033
structuredeux adultes de même sexe                  0.60459   1.83051  0.37644
structuretrois adultes ou plus avec lien de parenté  0.04943   1.05067  0.19667
structureadultes sans lien de parenté              -0.13137   0.87689  0.30548
educ2primaire                                      -0.03025   0.97020  0.20575
educ2secondaire ou plus                            -0.20390   0.81554  0.36689
gpage_mere_naissance19 ou moins                    -0.31025   0.73327  0.26806
gpage_mere_naissance30 et plus                     -0.00259   0.99742  0.19156
rang_apres_idealoui                                 1.35511   3.87717  0.60240
                                                        z       p
sexeféminin                                        -4.55 5.3e-06
milieu                                              2.43   0.015
richessepauvre                                     -0.33   0.743
richessemoyen                                       1.29   0.199
richesseriche                                       1.18   0.236
richessetrès riche                                  1.08   0.278
structureun adulte                                 -0.25   0.802
structuredeux adultes de même sexe                  1.61   0.108
structuretrois adultes ou plus avec lien de parenté  0.25   0.802
structureadultes sans lien de parenté              -0.43   0.667
```

```
educ2primaire                                        -0.15   0.883
educ2secondaire ou plus                              -0.56   0.578
gpage_mere_naissance19 ou moins                      -1.16   0.247
gpage_mere_naissance30 et plus                       -0.01   0.989
rang_apres_idealoui                                   2.25   0.024

Likelihood ratio test=38.2  on 15 df, p=0.000855
n= 1584, number of events= 142
```

De nombreuses variables ne sont pas significatives. Voyons si nous pouvons, avec la fonction `step`, améliorer notre modèle par minimisation de l'AIC ou *Akaike Information Criterion* (voir la section Sélection de modèles, page 422 du chapitre sur la Régression logistique, page 405).

```
R> mod2 <- step(mod1)
```

```
Start:  AIC=2027.07
Surv(time, deces) ~ sexe + milieu + richesse + structure + educ2 +
    gpage_mere_naissance + rang_apres_ideal

                       Df    AIC
- structure             4 2022.0
- richesse              4 2022.7
- educ2                 2 2023.4
- gpage_mere_naissance  2 2024.6
<none>                    2027.1
- rang_apres_ideal      1 2028.6
- milieu                1 2031.3
- sexe                  1 2047.1

Step:  AIC=2022.01
Surv(time, deces) ~ sexe + milieu + richesse + educ2 + gpage_mere_naissance +
    rang_apres_ideal

                       Df    AIC
- richesse              4 2017.0
- educ2                 2 2018.2
- gpage_mere_naissance  2 2019.5
<none>                    2022.0
- rang_apres_ideal      1 2023.4
- milieu                1 2025.6
- sexe                  1 2042.2

Step:  AIC=2017
Surv(time, deces) ~ sexe + milieu + educ2 + gpage_mere_naissance +
    rang_apres_ideal
```

```
                       Df    AIC
- educ2                 2 2013.3
- gpage_mere_naissance  2 2014.8
<none>                    2017.0
- rang_apres_ideal      1 2018.0
- milieu                1 2018.8
- sexe                  1 2037.6

Step:  AIC=2013.28
Surv(time, deces) ~ sexe + milieu + gpage_mere_naissance + rang_apres_ideal

                       Df    AIC
- gpage_mere_naissance  2 2011.2
<none>                    2013.3
- rang_apres_ideal      1 2014.3
- milieu                1 2015.7
- sexe                  1 2033.8

Step:  AIC=2011.17
Surv(time, deces) ~ sexe + milieu + rang_apres_ideal

                   Df    AIC
<none>                2011.2
- rang_apres_ideal  1 2012.3
- milieu            1 2013.9
- sexe              1 2031.6
```

On peut obtenir facilement les coefficients du modèle avec l'excellente fonction `tidy` de l'extension broom. Ne pas oublier de préciser `exponentiate = TRUE`. En effet, dans le cas d'un modèle de Cox, l'exponentiel des coefficients corresponds au ratio des risques instantannés ou *hazard ratio (HR)* en anglais.

```
R> library(broom)
   tidy(mod2, exponentiate = TRUE)
```

```
                 term  estimate std.error statistic      p.value  conf.low
1         sexeféminin 0.4429992 0.1774811 -4.587459 4.486738e-06 0.3128461
2              milieu 1.5206198 0.1987723  2.108533 3.498491e-02 1.0299718
3 rang_apres_idealoui 3.4410694 0.5840690  2.115816 3.436049e-02 1.0952998
   conf.high
1  0.6272998
2  2.2449981
3 10.8107009
```

Pour représenter ces rapports de risque, on peut ici encore avoir recours à la fonction `ggcoef` de

l'extension GGally.

```
R> library(GGally)
```

```
Attaching package: 'GGally'

The following object is masked from 'package:dplyr':

    nasa
```

```
R> ggcoef(tidy(mod2, exponentiate = TRUE), exponentiate = TRUE)
```

NB : dû à un bug[5] en cours de résolution dans l'extension broom, il est nécessaire d'appliquer `tidy` au modèle avant de le passer à `ggcoef`. En effet, si l'on fait directement `ggcoef(mod2, exponentiate = TRUE)`, les intervalles de confiance ne seront pas correctement représentés.

Figure 4. Coefficients du modèle

5. https://github.com/tidyverse/broom/issues/219

Vérification de la validité du modèle

Un modèle de Cox n'est valable que sous l'hypothèse de la proportionnalité des risques relatifs. Selon cette hypothèse les résidus de Schoenfeld ne dépendent pas du tout. Cette hypothèse peut être testée avec la fonction `cox.zph`.

```
R> test <- cox.zph(mod2)
   test
```

```
                       rho chisq     p
sexeféminin         0.0608 0.524 0.469
milieu             -0.0305 0.132 0.717
rang_apres_idealoui -0.0359 0.181 0.670
GLOBAL                  NA 0.827 0.843
```

Une valeur de p inférieure à 5 % indique que l'hypothèse n'est pas vérifiée. Il apparaît que p est supérieur à 5 % globalement et pour chaque variable prise individuellement. Notre modèle est donc valide.

Il est possible de représenter la distribution des résidus de Schoenfeld à l'aide de `ggcoxzph` de l'extension **survminer**.

```
R> ggcoxzph(test)
```

Figure 5. Résidus de Schoenfeld

Analyse de séquences

L'analyse de séquences 559
Installer TraMineR et récupérer les données 561
Appariement optimal et classification 564
Représentations graphiques 567
Bibliographie 581

NOTE

La version originale de ce chapitre est une reprise, avec l'aimable autorisation de son auteur, d'un article de Nicolas Robette intitulé *L'analyse de séquences : une introduction avec le logiciel R et le package TraMineR* et publié sur le blog Quanti (http://quanti.hypotheses.org/686/).

Depuis les années 1980, l'étude quantitative des trajectoires biographiques (*life course analysis*) a pris une ampleur considérable dans le champ des sciences sociales. Les collectes de données micro-individuelles longitudinales se sont développées, principalement sous la forme de panels ou d'enquêtes rétrospectives. Parallèlement à cette multiplication des données disponibles, la méthodologie statistique a connu de profondes évolutions. L'analyse des biographies (*event history analysis*) — qui ajoute une dimension diachronique aux modèles économétriques mainstream — s'est rapidement imposée comme l'approche dominante : il s'agit de modéliser la durée des situations ou le risque d'occurrence des événements.

L'analyse de séquences

Cependant, ces dernières années ont vu la diffusion d'un large corpus de méthodes descriptives d'analyse de séquences, au sein desquelles l'appariement optimal (*optimal matching*) occupe une place centrale[1]. L'objectif principal de ces méthodes est d'identifier — dans la diversité d'un corpus de séquences constituées de séries d'états successifs — les régularités, les ressemblances, puis le plus souvent de

1. Pour une analyse des conditions sociales de la diffusion de l'analyse de séquences dans le champ des sciences sociales, voir Robette, 2012.

construire des typologies de « séquences-types ». L'analyse de séquences constitue donc un moyen de décrire mais aussi de mieux comprendre le déroulement de divers processus.

La majeure partie des applications de l'analyse de séquences traite de trajectoires biographiques ou de carrières professionnelles. Dans ces cas, chaque trajectoire ou chaque carrière est décrite par une séquence, autrement dit par une suite chronologiquement ordonnée de « moments » élémentaires, chaque moment correspondant à un « état » déterminé de la trajectoire (par exemple, pour les carrières professionnelles : être en emploi, au chômage ou en inactivité). Mais on peut bien sûr imaginer des types de séquences plus originaux : Andrew Abbott[2], le sociologue américain qui a introduit l'*optimal matching* dans les sciences scientifiques ou des séquences de pas de danses traditionnelles.

En France, les premiers travaux utilisant l'appariement optimal sont ceux de Claire Lemercier[3] sur les carrières des membres des institutions consulaires parisiennes au XIXe siècle (Lemercier, 2005), et de Laurent Lesnard[4] sur les emplois du temps (Lesnard, 2008). Mais dès les années 1980, les chercheurs du Céreq construisaient des typologies de trajectoires d'insertion à l'aide des méthodes d'analyse des données « à la française » (analyse des correspondances, etc.)[5]. Au final, on dénombre maintenant plus d'une centaine d'articles de sciences sociales contenant ou discutant des techniques empruntées à l'analyse de séquences.

Pour une présentation des différentes méthodes d'analyse de séquences disponibles et de leur mise en oeuvre pratique, il existe un petit manuel en français, publié en 2011 dernière aux éditions du Ceped (collection « Les clefs pour »[6]) et disponible en pdf[7] (Robette, 2011). De plus, un article récemment publié dans le *Bulletin de Méthodologie Sociologique* compare de manière systématique les résultats obtenus par les principales méthodes d'analyse de séquences (Robette & Bry, 2012). La conclusion en est qu'avec des données empiriques aussi structurées que celles que l'on utilise en sciences sociales, l'approche est robuste, c'est-à-dire qu'un changement de méthode aura peu d'influence sur les principaux résultats. Cependant, l'article tente aussi de décrire les spécificités de chaque méthode et les différences marginales qu'elles font apparaître, afin de permettre aux chercheurs de mieux adapter leurs choix méthodologiques à leur question de recherche.

Afin d'illustrer la démarche de l'analyse de séquences, nous allons procéder ici à la description « pas à pas » d'un corpus de carrières professionnelles, issues de l'enquête *Biographies et entourage* (Ined, 2000)[8]. Et pour ce faire, on va utiliser le logiciel **R**, qui propose la solution actuellement la plus complète et la

---

2. http://home.uchicago.edu/~aabbott/

3. http://lemercier.ouvaton.org/document.php?id=62

4. http://laurent.lesnard.free.fr/article.php3?id_article=22

5. Voir par exemple l'article d'Yvette Grelet (2002).

6. http://www.ceped.org/?rubrique57

7. http://nicolas.robette.free.fr/Docs/Robette2011_Manuel_TypoTraj.pdf

8. Pour une analyse plus poussée de ces données, avec deux méthodes différentes, voir Robette & Thibault, 2008. Pour une présentation de l'enquête, voir Lelièvre & Vivier, 2001.

plus puissante en matière d'analyse de séquences. Les méthodes d'analyse de séquences par analyses factorielles ou de correspondances ne nécessitent pas de logiciel spécifique : tous les logiciels de statistiques généralistes peuvent être utilisés (**SAS**, **SPSS**, **Stata**, **R**, etc.). En revanche, il n'existe pas de fonctions pour l'appariement optimal dans **SAS** ou **SPSS**. Certains logiciels gratuits implémentent l'appariement optimal (comme **Chesa**[9] ou **TDA**[10]) mais il faut alors recourir à d'autres programmes pour dérouler l'ensemble de l'analyse (classification, représentation graphique). **Stata** propose le module **sq**[11], qui dispose d'un éventail de fonctions intéressantes. Mais c'est **R** et le package **TraMineR**[12], développé par des collègues de l'Université de Genève (Gabadinho et al, 2011), qui fournit la solution la plus complète et la plus puissante à ce jour : on y trouve l'appariement optimal mais aussi d'autres algorithmes alternatifs, ainsi que de nombreuses fonctions de description des séquences et de représentation graphique.

Installer TraMineR et récupérer les données

Tout d'abord, à quoi ressemblent nos données ? On a reconstruit à partir de l'enquête les carrières de 1000 hommes. Pour chacune, on connaît la position professionnelle chaque année, de l'âge de 14 ans jusqu'à 50 ans. Cette position est codée de la manière suivante : les codes 1 à 6 correspondent aux groupes socioprofessionnels de la nomenclature des PCS de l'INSEE 13 (agriculteurs exploitants ; artisans, commerçants et chefs d'entreprise ; cadres et professions intellectuelles supérieures ; professions intermédiaires ; employés ; ouvriers) ; on y a ajouté « études » (code 7), « inactivité » (code 8) et « service militaire » (code 9). Le fichier de données comporte une ligne par individu et une colonne par année : la variable *csp1* correspond à la position à 14 ans, la variable *csp2* à la position à 15 ans, etc. Par ailleurs, les enquêtés étant tous nés entre 1930 et 1950, on ajoute à notre base une variable « génération » à trois modalités, prenant les valeurs suivantes : 1="1930-1938" ; 2="1939-1945" ; 3="1946-1950". Au final, la base est constituée de 500 lignes et de 37 + 1 = 38 colonnes et se présente sous la forme d'un fichier texte au format **csv** (téléchargeable à http://larmarange.github.io/analyse-R/data/trajpro.csv).

Une fois **R** ouvert, on commence par installer les extensions nécessaires à ce programme (opération à ne réaliser que lors de leur première utilisation) et par les charger en mémoire. L'extension **TraMineR** propose de nombreuses fonctions pour l'analyse de séquences. L'extension **cluster** comprend un certain nombre de méthodes de classification automatique[13].

9. http://home.fsw.vu.nl/ch.elzinga/

10. http://steinhaus.stat.ruhr-uni-bochum.de/tda.html

11. http://www.stata-journal.com/article.html?article=st0111

12. http://mephisto.unige.ch/traminer/

13. Pour une présentation plus détaillée, voir le chapitre sur la classification ascendante hiérarchique (CAH), page 483.

```
R> install.packages(c("TraMineR"))
```

```
R> library(TraMineR)
   library(cluster)
```

On importe ensuite les données, on recode la variable « génération » pour lui donner des étiquettes plus explicites. On jette également un coup d'oeil à la structure du tableau de données :

```
R> donnees <- read.csv("http://larmarange.github.io/analyse-R/data/trajpro.csv",
   header = T)
```

```
R> donnees$generation <- factor(donnees$generation, labels = c("1930-38", "1939-4
   5",
     "1946-50"))
   str(donnees)
```

```
'data.frame':   1000 obs. of  38 variables:
 $ csp1      : int  1 7 6 7 7 6 7 7 7 6 ...
 $ csp2      : int  1 7 6 7 7 6 7 7 6 6 ...
 $ csp3      : int  1 7 6 6 7 6 7 7 6 6 ...
 $ csp4      : int  1 7 6 6 7 6 7 7 6 6 ...
 $ csp5      : int  1 7 6 6 7 6 7 7 6 6 ...
 $ csp6      : int  1 7 6 6 7 6 9 7 6 6 ...
 $ csp7      : int  6 9 6 6 7 6 9 7 9 6 ...
 $ csp8      : int  6 9 9 6 7 6 9 7 4 6 ...
 $ csp9      : int  6 6 9 6 7 6 9 3 4 9 ...
 $ csp10     : int  6 6 9 6 7 6 4 3 4 9 ...
 $ csp11     : int  6 6 6 6 3 6 4 3 4 6 ...
 $ csp12     : int  6 6 6 6 3 6 4 3 4 6 ...
 $ csp13     : int  6 6 6 6 3 6 4 3 4 6 ...
 $ csp14     : int  6 4 6 6 3 6 4 3 4 6 ...
 $ csp15     : int  6 4 6 6 3 6 4 3 4 6 ...
 $ csp16     : int  6 4 6 6 3 6 6 3 4 6 ...
 $ csp17     : int  6 4 6 6 3 6 6 3 4 6 ...
 $ csp18     : int  6 4 6 6 3 6 6 3 4 6 ...
 $ csp19     : int  6 4 6 6 3 6 6 3 4 6 ...
 $ csp20     : int  6 4 6 6 3 6 6 3 4 6 ...
 $ csp21     : int  6 4 6 6 6 6 6 3 4 6 ...
 $ csp22     : int  6 4 6 6 6 6 6 3 4 4 ...
 $ csp23     : int  6 4 6 6 6 6 6 3 4 4 ...
 $ csp24     : int  6 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp25     : int  6 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp26     : int  6 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
```

```
 $ csp27     : int  6 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp28     : int  6 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp29     : int  6 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp30     : int  4 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp31     : int  4 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp32     : int  4 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp33     : int  4 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp34     : int  4 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp35     : int  4 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp36     : int  4 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ csp37     : int  4 6 6 6 5 6 6 3 4 4 ...
 $ generation: Factor w/ 3 levels "1930-38","1939-45",..: 2 1 1 3 2 3 1 1 2 1
...
```

On a bien 1000 observations et 38 variables. On définit maintenant des *labels* pour les différents états qui composent les séquences et on crée un objet « séquence » avec `seqdef` :

```
R> labels <- c("agric", "acce", "cadr", "pint", "empl", "ouvr", "etud", "inact",
   "smil")
   seq <- seqdef(donnees[, 1:37], states = labels)
```

```
 [>] state coding:
```

	[alphabet]	[label]	[long label]
1	1	agric	agric
2	2	acce	acce
3	3	cadr	cadr
4	4	pint	pint
5	5	empl	empl
6	6	ouvr	ouvr
7	7	etud	etud
8	8	inact	inact
9	9	smil	smil

```
[>] 1000 sequences in the data set
```

```
[>] min/max sequence length: 37/37
```

Appariement optimal et classification

Ces étapes préalables achevées, on peut comparer les séquences en calculant les dissimilarités entre paires de séquences. On va ici utiliser la méthode la plus répandue, l'appariement optimal (*optimal matching*). Cette méthode consiste, pour chaque paire de séquences, à compter le nombre minimal de modifications (substitutions, suppressions, insertions) qu'il faut faire subir à l'une des séquences pour obtenir l'autre. On peut considérer que chaque modification est équivalente, mais il est aussi possible de prendre en compte le fait que les « distances » entre les différents états n'ont pas toutes la même « valeur » (par exemple, la distance sociale entre emploi à temps plein et chômage est plus grande qu'entre emploi à temps plein et emploi à temps partiel), en assignant aux différentes modifications des « coûts » distincts. Dans notre exemple, on va créer avec `seqsubm` une « matrice des coûts de substitution » dans laquelle tous les coûts sont constants et égaux à 2[14] :

```
R> couts <- seqsubm(seq, method = "CONSTANT", cval = 2)
```

```
[>] creating 9x9 substitution-cost matrix using 2 as constant value
```

Ensuite, on calcule la matrice de distances entre les séquences (i.e contenant les « dissimilarités » entre les séquences) avec `seqdist`, avec un coût d'insertion/suppression (*indel*) que l'on fixe ici à 1,1 :

```
R> seq.om <- seqdist(seq, method = "OM", indel = 1.1, sm = couts)
```

```
[>] 1000 sequences with 9 distinct states
```

```
[>] checking 'sm' (one value for each state, triangle inequality)
```

```
[>] 818 distinct sequences
```

```
[>] min/max sequence length: 37/37
```

```
[>] computing distances using the OM metric
```

14. Le fonctionnement de l'algorithme d'appariement optimal — et notamment le choix des coûts — est décrit dans le chapitre 9 du manuel de **TraMineR** (http://mephisto.unige.ch/pub/TraMineR/doc/TraMineR-Users-Guide.pdf).

```
[>] elapsed time: 1.79 secs
```

Cette matrice des distances ou des dissimilarités entre séquences peut ensuite être utilisée pour une classification ascendante hiérarchique (CAH), qui permet de regrouper les séquences en un certain nombre de « classes » en fonction de leur proximité :

```
R> seq.agnes <- agnes(as.dist(seq.om), method = "ward", keep.diss = FALSE)
```

Avec la fonction `plot`, il est possible de tracer l'arbre de la classification (dendrogramme).

```
R> plot(as.dendrogram(seq.agnes), leaflab = "none")
```

Figure 1. Dendrogramme de la classification des séquences

De même, on peut représenter les sauts d'inertie.

```
R> plot(sort(seq.agnes$height, decreasing = TRUE)[1:20], type = "s", xlab =
   "nb de classes",
     ylab = "inertie")
```

Figure 2. Sauts d'inertie de la classification des séquences

L'observation, sur ce dendogramme ou sur la courbe des sauts d'inertie, des sauts d'inertie des dernières étapes de la classification peut servir de guide pour déterminer le nombre de classes que l'on va retenir pour la suite des analyses. Une première inflexion dans la courbe des sauts d'inertie apparaît au niveau d'une partition en 5 classes. On voit aussi une seconde inflexion assez nette à 7 classes. Mais il faut garder en tête le fait que ces outils ne sont que des guides, le choix devant avant tout se faire après différents essais, en fonction de l'intérêt des résultats par rapport à la question de recherche et en arbitrant entre exhaustivité et parcimonie.

On fait ici le choix d'une partition en 5 classes :

```
R> nbcl <- 5
   seq.part <- cutree(seq.agnes, nbcl)
   seq.part <- factor(seq.part, labels = paste("classe", 1:nbcl, sep = "."))
```

Représentations graphiques

Pour se faire une première idée de la nature des classes de la typologie, il existe un certain nombre de représentations graphiques. Les chronogrammes (*state distribution plots*) présentent une série de coupes transversales : pour chaque âge, on a les proportions d'individus de la classe dans les différentes situations (agriculteur, étudiant, etc.). Ce graphique s'obtient avec `seqdplot` :

```
R> seqdplot(seq, group = seq.part, xtlab = 14:50, border = NA, withlegend =
   T)
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : withlegend is deprecated, use with.legend ins
tead.
```

Figure 3. Chronogrammes

Chacune des classes semble caractérisée par un groupe professionnel principal : profession intermédiaire pour la classe 1, ouvrier pour la 2, employé pour la 3, cadre pour la 4 et indépendant pour la 5. Cependant, on aperçoit aussi des « couches » d'autres couleurs, indiquant que l'ensemble des carrières ne sont probablement pas stables.

Les « tapis » (*index plots*), obtenus avec `seqiplot`, permettent de mieux visualiser la dimension individuelle des séquences. Chaque segment horizontal représente une séquence, découpée en sous-segments correspondant aux aux différents états successifs qui composent la séquence.

```
R> seqiplot(seq, group = seq.part, xtlab = 14:50, tlim = 0, space = 0, borde
   r = NA,
     withlegend = T, yaxis = FALSE)
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : withlegend is deprecated, use with.legend ins
tead.
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
```

Figure 4. Tapis des séquences triés

Il est possible de trier les séquences pour rendre les tapis plus lisibles (on trie ici par *multidimensional scaling* à l'aide de la fonction `cmdscale`).

```
R> ordre <- cmdscale(as.dist(seq.om), k = 1)
   seqiplot(seq, group = seq.part, sortv = ordre, xtlab = 14:50, tlim = 0, s
   pace = 0,
     border = NA, withlegend = T, yaxis = FALSE)
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : withlegend is deprecated, use with.legend ins
tead.
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
 [!] In rmarkdown::render() : tlim is deprecated, use idxs instead.
```

Figure 5. Tapis des séquences triés par multidimensional scaling

On voit mieux apparaître ainsi l'hétérogénéité de certaines classes. Les classes 1, 3 et 4, par exemple, semblent regrouper des carrières relativement stables (respectivement de professions intermédiaires, d'employés et de cadres) et des carrières plus « mobiles » commencées comme ouvrier (classes 1 et 3, en orange) ou comme profession intermédiaire (classe 4, en rouge). De même, la majorité des membres de la dernière classe commencent leur carrière dans un groupe professionnel distinct de celui qu'ils occuperont par la suite (indépendants). Ces distinctions apparaissent d'ailleurs si on relance le programme avec un nombre plus élevé de classes (en remplaçant le 5 de la ligne `nbcl <- 5` par 7, seconde inflexion de la courbe des sauts d'inertie, et en exécutant de nouveau le programme à partir de cette ligne) : les stables et les mobiles se trouvent alors dans des classes distinctes.

Le package **JLutils**, disponible sur **GitHub**, propose une fonction `seq_heatmap` permettant de

représenter le tapis de l'ensemble des séquences selon l'ordre du dendrogramme.

Pour installer **JLutils**, on aura recours au package **devtools** et à sa fonction `install_github` :

```
R> library(devtools)
   install_github("larmarange/JLutils")
```

On peut ensuite générer le graphique ainsi :

```
R> library(JLutils)
   seq_heatmap(seq, seq.agnes, labCol = 14:50)
```

Figure 6. Tapis des séquences trié selon le dendrogramme

La distance moyenne des séquences d'une classe au centre de cette classe, obtenue avec `disscenter`, permet de mesurer plus précisément l'homogénéité des classes :

```
R> round(aggregate(disscenter(as.dist(seq.om), group = seq.part), list(seq.par
   t), mean)[,
     -1], 1)
```

```
[1] 13.1  8.9 15.6  9.7 16.5
```

Cela nous confirme que les classes 1, 3 et 5 sont nettement plus hétérogènes que les autres, alors que la classe 2 est la plus homogène.

D'autres représentations graphiques existent pour poursuivre l'examen de la typologie. On peut visualiser les 10 séquences les plus fréquentes de chaque classe avec `seqfplot`.

```
R> seqfplot(seq, group = seq.part, withlegend = T)
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : withlegend is deprecated, use with.legend ins
tead.
```

Figure 7. Séquences les plus fréquentes de chaque classe

On peut aussi visualiser avec `seqmsplot` l'état modal (celui qui correspond au plus grand nombre de séquences de la classe) à chaque âge.

```
R> seqmsplot(seq, group = seq.part, xtlab = 14:50, withlegend = T, title =
   "classe")
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : title is deprecated, use main instead.
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : withlegend is deprecated, use with.legend ins
tead.
```

Figure 8. Statut modal à chaque âge

On peut également représenter avec `seqmtplot` les durées moyennes passées dans les différents états.

```
R> seqmtplot(seq, group = seq.part, withlegend = T)
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : withlegend is deprecated, use with.legend ins
tead.
```

Figure 9. Durée moyenne dans chaque statut

Enfin, l'entropie transversale décrit l'évolution de l'homogénéité de la classe. Pour un âge donné, une entropie proche de 0 signifie que tous les individus de la classe (ou presque) sont dans la même situation. À l'inverse, l'entropie est de 1 si les individus sont dispersés dans toutes les situations. Ce type de graphique produit par `seqHtplot` peut être pratique pour localiser les moments de transition, l'insertion professionnelle ou une mobilité sociale ascendante.

```
R> seqHtplot(seq, group = seq.part, xtlab = 14:50, withlegend = T)
```

```
 [!] In rmarkdown::render() : withlegend is deprecated, use with.legend ins
tead.
```

Figure 10. Entropie transversale

On souhaite maintenant connaître la distribution de la typologie (en effectifs et en pourcentages) :

```
R> library(questionr)
   freq(seq.part)
```

```
           n    % val%
classe.1 280 28.0 28.0
classe.2 199 19.9 19.9
classe.3 114 11.4 11.4
classe.4 341 34.1 34.1
classe.5  66  6.6  6.6
```

On poursuit ensuite la description des classes en croisant la typologie avec la variable *generation* :

```
R> cprop(table(seq.part, donnees$generation))
```

```
seq.part   1930-38 1939-45 1946-50 Ensemble
  classe.1  25.6    27.1    31.0    28.0
  classe.2  20.9    20.0    18.9    19.9
  classe.3   7.9    13.6    12.9    11.4
  classe.4  38.2    31.9    32.1    34.1
  classe.5   7.4     7.5     5.2     6.6
  Total    100.0   100.0   100.0   100.0
```

```
R> chisq.test(table(seq.part, donnees$generation))
```

```
    Pearson's Chi-squared test

data:  table(seq.part, donnees$generation)
X-squared = 12.032, df = 8, p-value = 0.1498
```

Le lien entre le fait d'avoir un certain type de carrières et la cohorte de naissance est significatif à un seuil de 15 %. On constate par exemple l'augmentation continue de la proportion de carrières de type « professions intermédiaires » (classe 1) et, entre les deux cohortes les plus anciennes, l'augmentation de la part des carrières de type « employés » (classe 3) et la baisse de la part des carrières de type « cadres » (classe 4).

Bien d'autres analyses sont envisageables : croiser la typologie avec d'autres variables (origine sociale, etc.), construire l'espace des carrières possibles, étudier les interactions entre trajectoires familiales et professionnelles, analyser la variance des dissimilarités entre séquences en fonction de plusieurs variables « explicatives[15] »…

15. L'articulation entre méthodes « descriptives » et méthodes « explicatives » est un prolongement possible de l'analyse

Mais l'exemple proposé est sans doute bien suffisant pour une première introduction !

Bibliographie

- Abbott A., 2001, *Time matters. On theory and method*, The University of Chicago Press.
- Abbott A., Hrycak A., 1990, « Measuring ressemblance in sequence data: an optimal matching analysis of musicians' careers», *American journal of sociology*, (96), p.144-185. http://www.jstor.org/stable/10.2307/2780695
- Abbott A., Tsay A., 2000, « Sequence analysis and optimal matching methods in sociology: Review and prospect », *Sociological methods & research*, 29(1), p.3-33. http://smr.sagepub.com/content/29/1/3.short
- Gabadinho, A., Ritschard, G., Müller, N.S. & Studer, M., 2011, « Analyzing and visualizing state sequences in R with TraMineR », *Journal of Statistical Software*, 40(4), p.1-37. http://archive-ouverte.unige.ch/downloader/vital/pdf/tmp/4hff8pe6uhukqiavvgaluqmjq2/out.pdf
- Grelet Y., 2002, « Des typologies de parcours. Méthodes et usages », *Document Génération* 92, (20), 47 p. http://www.cmh.greco.ens.fr/programs/Grelet_typolparc.pdf
- Lelièvre É., Vivier G., 2001, « Évaluation d'une collecte à la croisée du quantitatif et du qualitatif : l'enquête Biographies et entourage », *Population*, (6), p.1043-1073. http://www.persee.fr/web/revues/home/prescript/article/pop_0032-4663_2001_num_56_6_7217
- Lemercier C., 2005, « Les carrières des membres des institutions consulaires parisiennes au XIXe siècle », *Histoire et mesure*, XX (1-2), p.59-95. http://histoiremesure.revues.org/786
- Lesnard L., 2008, « Off-Scheduling within Dual-Earner Couples: An Unequal and Negative Externality for Family Time », *American Journal of Sociology*, 114(2), p.447-490. http://laurent.lesnard.free.fr/IMG/pdf/lesnard_2008_off-scheduling_within_dual-earner_couples-2.pdf
- Lesnard L., Saint Pol T. (de), 2006, « Introduction aux Méthodes d'Appariement Optimal (Optimal Matching Analysis) », *Bulletin de Méthodologie Sociologique*, 90, p.5-25. http://bms.revues.org/index638.html
- Robette N., 2011, *Explorer et décrire les parcours de vie : les typologies de trajectoires*, Ceped (Les Clefs pour), 86 p. http://nicolas.robette.free.fr/Docs/Robette2011_Manuel_TypoTraj.pdf
- Robette N., 2012, « Du prosélytisme à la sécularisation. Le processus de diffusion de l'Optimal Matching Analysis », *document de travail*. http://nicolas.robette.free.fr/Docs/Proselytisme_secularisation_NRobette.pdf
- Robette N., Bry X., 2012, « Harpoon or bait? A comparison of various metrics to fish for life course patterns », *Bulletin de Méthodologie Sociologique*, 116, p.5-24. http://nicolas.robette.free.fr/Docs/Harpoon_maggot_RobetteBry.pdf

---

de séquences. Cependant, l'analyse de séquences était envisagée par Abbott comme une alternative à la sociologie quantitative *mainstream*, i.e le « paradigme des variables » et ses hypothèses implicites souvent difficilement tenables (Abbott, 2001). Une bonne description solidement fondée théoriquement vaut bien des « modèles explicatifs » (Savage, 2009).

- Robette N., Thibault N., 2008, « L'analyse exploratoire de trajectoires professionnelles : analyse harmonique qualitative ou appariement optimal ? », *Population*, 64(3), p.621-646. http://www.cairn.info/revue-population-2008-4-p-621.htm
- Savage M., 2009, « Contemporary Sociology and the Challenge of Descriptive Assemblage », *European Journal of Social Theory*, 12(1), p.155-174. http://est.sagepub.com/content/12/1/155.short

Analyse de réseaux

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Analyse spatiale

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Combiner plusieurs graphiques

multiplot (JLutils) 587
plot_grid (cowplot) 592
Légende partagée entre plusieurs graphiques 596

Vous savez réaliser des graphiques avec **ggplot2**, page 311 ? Il est très facile de combiner plusieurs graphiques en un seul.

multiplot (JLutils)

Dans son ouvrage *Cookbook for R*, Winston Chang propose une fonction `multiplot` pour combiner plusieurs graphiques[1]

L'extension **JLutils** disponible sur GitHub propose une version améliorée de cette fonction.

Pour installer **JLutils** si non disponible sur votre PC, copier/coller le code ci-dessous.

```
R> if (!require(devtools)) {
     install.packages("devtools")
     library(devtools)
   }
   install_github("larmarange/JLutils")
```

Commençons par créer quelques graphiques avec **ggplot2**.

1. Voir http://www.cookbook-r.com/Graphs/Multiple_graphs_on_one_page_(ggplot2)/.

```
R> library(ggplot2)
   p1 <- ggplot(mtcars, aes(wt, mpg)) + geom_point()
   p2 <- ggplot(mtcars, aes(factor(cyl))) + geom_bar()
   p3 <- ggplot(mtcars, aes(factor(cyl), mpg)) + geom_violin()
   p4 <- ggplot(mtcars, aes(factor(cyl), mpg)) + geom_boxplot()
```

Parce que quelques exemples valent mieux qu'un long discours.

```
R> library(JLutils)
   multiplot(p1, p2, p3, p4)
```

```
R> multiplot(p1, p2, p3, p4, cols = 2)
```

```
R> multiplot(p1, p2, p3, layout = matrix(c(1, 2, 3, 3), nrow = 2))
```

```
R> multiplot(p1, p2, p3, layout = matrix(c(1, 2, 3, 3), nrow = 2, byrow = TRUE))
```

```
R> multiplot(p1, p2, p3, layout = matrix(c(1, 2, 3, 3), nrow = 2, byrow = TRUE),
   heights = c(3,
     1))
```

plot_grid (cowplot)

L'extension **cowplot** propose une fonction équivalente, `plot_grid`. Son usage est expliqué en détail dans la vignette dédiée inclue avec l'extension : https://cran.r-project.org/web/packages/cowplot/vignettes/plot_grid.html.

```
R> library(cowplot)
   # simple grid
   plot_grid(p1, p2, p3, p4)
```

```
R> # simple grid with labels and aligned plots
   plot_grid(p1, p2, p3, p4, labels = c("A", "B", "C", "D"), align = "hv")
```

```
R> # manually setting the number of rows, auto-generate upper-case labels
   plot_grid(p1, p2, p3, nrow = 3, labels = "AUTO", label_size = 12, align = "v")
```

```
R> # making rows and columns of different widths/heights
   plot_grid(p1, p2, p3, p4, align = "hv", rel_heights = c(2, 1), rel_widths =
   c(1,
     2))
```

On notera en passant que le chargement de **cowplot** modifie le style par défaut des graphiques **ggplot2**. Voir https://cran.r-project.org/web/packages/cowplot/vignettes/introduction.html.

Légende partagée entre plusieurs graphiques

JLutils et **cowplot** fournissent tous deux une fonction `get_legend` permettant d'extraire la légende d'un graphique puis de l'utiliser avec `multiplot` ou `plot_grid`.

Créons quelques graphiques.

```
R> dsamp <- diamonds[sample(nrow(diamonds), 1000), ]
   p1 <- qplot(carat, price, data = dsamp, colour = clarity) + theme(plot.margin
   = unit(c(6,
     0, 6, 0), "pt"))
   p2 <- qplot(depth, price, data = dsamp, colour = clarity) + theme(plot.margin
   = unit(c(6,
     0, 6, 0), "pt")) + ylab("")
   p3 <- qplot(color, price, data = dsamp, colour = clarity) + theme(plot.margin
   = unit(c(6,
     0, 6, 0), "pt")) + ylab("")
```

Récupérons la légende du premier graphique graphique puis supprimons là dans les trois graphiques.

```
R> leg <- get_legend(p1)
   p1 <- p1 + theme(legend.position = "none")
   p2 <- p2 + theme(legend.position = "none")
   p3 <- p3 + theme(legend.position = "none")
```

Combinons le tout.

```
R> multiplot(p1, p2, p3, leg, cols = 2)
```

```
R> plot_grid(p1, p2, p3, leg, ncol = 2)
```

Graphiques interactifs

ggplotly (plotly) 601
ggvis 604

ggplotly (plotly)

Vous savez réaliser des graphiques avec **ggplot2**, page 311 ? Vous savez faire un graphique interactif. Rien de plus facile avec la fonction `ggplotly` de l'extension **plotly**.

Créons un graphique.

```
R> library(ggplot2)
   p <- ggplot(iris) + aes(x = Petal.Width, y = Sepal.Length, color = Species) +
   geom_point()
```

Voici son rendu classique avec **ggplot2**.

```
R> p
```

Et si on passe notre graphique à `ggplotly`. (N'hésitez pas à faire passer le curseur de votre souris sur le graphique.)

```
R> library(plotly)
   ggplotly(p)
```

Une documentation complète sur `ggplotly` est disponible sur https://plot.ly/ggplot2/.

ggvis

Il existe également une extension **ggvis** dédiée aux graphiques interactifs. Sa documentation complète est disponible sur https://ggvis.rstudio.com/.

lattice : graphiques et formules

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Bien que l'on ait fait le choix de présenter principalement l'extension **ggplot2** plutôt que l'extension **lattice**, celle-ci reste un excellent choix pour la visualisation, notamment, de panels et de séries temporelles. On trouve de très beaux exemples d'utilisation de **lattice** en ligne, mais un peu moins de documentation, et beaucoup moins d'extensions, que pour **ggplot2**.

Diagrammes

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Représenter des flux

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Réseaux dynamiques

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

htmlwidgets : la puissance de javascript

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Cartes

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Conditions et comparaisons

Une condition est une expression logique dont le résultat est soit `TRUE` (vrai) soit `FALSE` (faux).

Une condition comprend la plupart du temps un opérateur de comparaison. Les plus courants sont les suivants :

Opérateur de comparaison	Signification
`==`	égal à
`!=`	différent de
`>`	strictement supérieur à
`<`	strictement inférieur à
`>=`	supérieur ou égal à
`<=`	inférieur ou égal à

Voyons tout de suite un exemple :

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
   d <- hdv2003
   str(d$sexe == "Homme")
```

```
 logi [1:2000] FALSE FALSE TRUE TRUE FALSE FALSE ...
```

Que s'est-il passé ? Nous avons fourni à **R** une condition qui signifie « la valeur de la variable *sexe* vaut "Homme" ». Et il nous a renvoyé un vecteur avec autant d'éléments qu'il y'a d'observations dans `d`, et dont la valeur est `TRUE` si l'observation correspond à un homme et `FALSE` dans les autres cas.

Prenons un autre exemple. On n'affichera cette fois que les premiers éléments de notre variable d'intérêt à l'aide de la fonction `head` :

```
R> head(d$age)
```

```
[1] 28 23 59 34 71 35
```

```
R> head(d$age > 40)
```

```
[1] FALSE FALSE  TRUE FALSE  TRUE FALSE
```

On voit bien ici qu'à chaque élément du vecteur `d$age` dont la valeur est supérieure à 40 correspond un élément `TRUE` dans le résultat de la condition.

On peut combiner ou modifier des conditions à l'aide des opérateurs logiques habituels :

Opérateur logique	Signification
`&`	et logique
`|`	ou logique
`!`	négation logique

Comment les utilise-t-on ? Voyons tout de suite des exemples. Supposons que je veuille déterminer quels sont dans mon échantillon les hommes ouvriers spécialisés :

```
R> d$sexe == "Homme" & d$qualif == "Ouvrier specialise"
```

Si je souhaite identifier les personnes qui bricolent ou qui font la cuisine :

```
R> d$bricol == "Oui" | d$cuisine == "Oui"
```

Si je souhaite isoler les femmes qui ont entre 20 et 34 ans :

```
R> d$sexe == "Femme" & d$age >= 20 & d$age <= 34
```

Si je souhaite récupérer les enquêtés qui ne sont pas cadres, on peut utiliser l'une des deux formes suivantes :

```
R> d$qualif != "Cadre"
   !(d$qualif == "Cadre")
```

Lorsqu'on mélange « et » et « ou » il est nécessaire d'utiliser des parenthèses pour différencier les blocs. La condition suivante identifie les femmes qui sont soit cadre, soit employée :

```
R> d$sexe == "Femme" & (d$qualif == "Employe" | d$qualif == "Cadre")
```

L'opérateur `%in%` peut être très utile : il teste si une valeur fait partie des éléments d'un vecteur. Ainsi on pourrait remplacer la condition précédente par :

```
R> d$sexe == "Femme" & d$qualif %in% c("Employe", "Cadre")
```

Enfin, signalons qu'on peut utiliser les fonctions `table` ou `summary` pour avoir une idée du résultat de notre condition :

```
R> table(d$sexe)
```

```
Homme Femme
  899  1101
```

```
R> table(d$sexe == "Homme")
```

```
FALSE  TRUE
 1101   899
```

```
R> summary(d$sexe == "Homme")
```

```
   Mode   FALSE    TRUE
logical    1101     899
```

Formules

Statistiques descriptives 621
Tableaux croisés avec xtabs 622
Statistiques bivariées avec aggregate 626
Panels graphiques avec lattice 628
Visualisation bivariée 630
Visualisation par «petits multiples» 630
Pour aller plus loin 632

Ce chapitre vise à illustrer l'utilisation de la notation «formule» de **R**, qui désigne l'emploi de cette notation par l'expression `formula`. Cette notation est utilisée par de très nombreuses fonctions de **R** : on en a notamment vu plusieurs exemples dans le chapitre sur les graphiques bivariés, car l'extension **ggplot2** se sert de cette notation dans ses paramètres `facet_wrap` et `facet_grid`.

Dans ce chapitre, on verra comment se servir de la notation «formule» dans deux contextes différents. D'une part, on verra que deux fonctions basiques de **R** se servent de cette notation pour produire des tableaux croisés et des statistiques bivariées. D'autre part, on verra que l'extension **lattice** se sert de cette notation pour créer des graphiques «panelisés», dits graphiques à «petits multiples».

Dans plusieurs autres chapitres, les opérations décrites ci-dessus sont effectuées avec les extensions **dplyr** d'une part, et **ggplot2** d'autre part. On se servira également de ces extensions dans ce chapitre, de manière à mener une comparaison des différentes manières d'effectuer certaines opérations dans **R**, avec ou sans la notation «formule» :

```
R> library(dplyr)
   library(ggplot2)
```

Statistiques descriptives

Les premiers exemples de ce chapitre montrent l'utilisation de cette notation pour produire des tableaux croisés et des statistiques descriptives. Le jeu de données utilisé, `hdv2003`, a déjà été utilisé dans plusieurs chapitres, et font partie de l'extension **questionr**. Chargeons cette extension et le jeu de données

`hdv2003` :

```
R> library(questionr)
   data(hdv2003)
```

Pour rappel, ce jeu de données contient des individus, leur âge, leur statut professionnel, et le nombre d'heures quotidiennes passées à regarder la télévision.

```
R> glimpse(hdv2003, 75)
```

```
Observations: 2,000
Variables: 20
$ id            <int> 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 1...
$ age           <int> 28, 23, 59, 34, 71, 35, 60, 47, 20, 28, 65, 47, ...
$ sexe          <fct> Femme, Femme, Homme, Homme, Femme, Femme, Femme,...
$ nivetud       <fct> Enseignement superieur y compris technique super...
$ poids         <dbl> 2634.3982, 9738.3958, 3994.1025, 5731.6615, 4329...
$ occup         <fct> Exerce une profession, Etudiant, eleve, Exerce u...
$ qualif        <fct> Employe, NA, Technicien, Technicien, Employe, Em...
$ freres.soeurs <int> 8, 2, 2, 1, 0, 5, 1, 5, 4, 2, 3, 4, 1, 5, 2, 3, ...
$ clso          <fct> Oui, Oui, Non, Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, Non...
$ relig         <fct> Ni croyance ni appartenance, Ni croyance ni appa...
$ trav.imp      <fct> Peu important, NA, Aussi important que le reste,...
$ trav.satisf   <fct> Insatisfaction, NA, Equilibre, Satisfaction, NA,...
$ hard.rock     <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non...
$ lecture.bd    <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non, Non...
$ peche.chasse  <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Non, Oui, Oui, Non, Non...
$ cuisine       <fct> Oui, Non, Non, Oui, Non, Non, Oui, Oui, Non, Non...
$ bricol        <fct> Non, Non, Non, Oui, Non, Non, Non, Oui, Non, Non...
$ cinema        <fct> Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, Non, Non, Oui, Oui...
$ sport         <fct> Non, Oui, Oui, Oui, Non, Oui, Non, Non, Non, Oui...
$ heures.tv     <dbl> 0.0, 1.0, 0.0, 2.0, 3.0, 2.0, 2.9, 1.0, 2.0, 2.0...
```

Tableaux croisés avec xtabs

Utilisons, pour ce premier exemple, la variable *occup* du jeu de données `hdv2003`, qui correspond au statut professionnel des individus inclus dans l'échantillon. La fonction de base pour compter les individus par statut est la fonction `table` :

```
R> table(hdv2003$occup)
```

```
Exerce une profession              Chomeur       Etudiant, eleve
```

```
                1049                  134                   94
            Retraite   Retire des affaires            Au foyer
                 392                   77                  171
       Autre inactif
                  83
```

Avec la fonction `xtabs`, le même résultat est produit à partir de la notation suivante :

```
R> xtabs(~occup, data = hdv2003)
```

```
occup
Exerce une profession              Chomeur       Etudiant, eleve
                1049                  134                   94
            Retraite   Retire des affaires            Au foyer
                 392                   77                  171
       Autre inactif
                  83
```

Le premier argument est une formule, au sens où **R** entend cette expression. Le second argument, `data`, correspond au jeu de données auquel la formule doit être appliquée. On pourra se passer d'écrire explicitement cet argument dans les exemples suivants.

L'avantage de la fonction `xtabs` n'est pas évident dans ce premier exemple. En réalité, cette fonction devient utile lorsque l'on souhaite construire un ou plusieurs tableau(x) croisé(s). Par exemple, pour croiser la variable *occup* avec la variable *sexe*, une solution constiste à écrire :

```
R> with(hdv2003, table(occup, sexe))
```

```
                      sexe
occup                  Homme Femme
  Exerce une profession  520   529
  Chomeur                 54    80
  Etudiant, eleve         48    46
  Retraite               208   184
  Retire des affaires     39    38
  Au foyer                 0   171
  Autre inactif           30    53
```

Ou alors, ce qui revient au même :

```
R> table(hdv2003$occup, hdv2003$sexe)
```

Avec `xtabs`, la même opération s'écrit de la manière suivante :

```
R> xtabs(~occup + sexe, hdv2003)
```

```
                        sexe
occup                    Homme Femme
  Exerce une profession   520   529
  Chomeur                  54    80
  Etudiant, eleve          48    46
  Retraite                208   184
  Retire des affaires      39    38
  Au foyer                  0   171
  Autre inactif            30    53
```

Cette écriture est plus courte que le code équivalent dans dplyr :

```
R> group_by(hdv2003, occup) %>%
     summarise(Homme = sum(sexe == "Homme"),
               Femme = sum(sexe == "Femme"))
```

```
# A tibble: 7 x 3
  occup                  Homme Femme
  <fct>                  <int> <int>
1 Exerce une profession   520   529
2 Chomeur                  54    80
3 Etudiant, eleve          48    46
4 Retraite                208   184
5 Retire des affaires      39    38
6 Au foyer                  0   171
7 Autre inactif            30    53
```

De plus, `xtabs` permet de créer plusieurs tableaux croisés en une seule formule :

```
R> xtabs(~occup + sexe + trav.imp, hdv2003)
```

```
, , trav.imp = Le plus important

                        sexe
occup                    Homme Femme
  Exerce une profession    13    16
  Chomeur                   0     0
  Etudiant, eleve           0     0
  Retraite                  0     0
  Retire des affaires       0     0
  Au foyer                  0     0
```

```
  Autre inactif             0     0

, , trav.imp = Aussi important que le reste

                       sexe
occup                   Homme Femme
  Exerce une profession   159   100
  Chomeur                   0     0
  Etudiant, eleve           0     0
  Retraite                  0     0
  Retire des affaires       0     0
  Au foyer                  0     0
  Autre inactif             0     0

, , trav.imp = Moins important que le reste

                       sexe
occup                   Homme Femme
  Exerce une profession   328   380
  Chomeur                   0     0
  Etudiant, eleve           0     0
  Retraite                  0     0
  Retire des affaires       0     0
  Au foyer                  0     0
  Autre inactif             0     0

, , trav.imp = Peu important

                       sexe
occup                   Homme Femme
  Exerce une profession    20    32
  Chomeur                   0     0
  Etudiant, eleve           0     0
  Retraite                  0     0
  Retire des affaires       0     0
  Au foyer                  0     0
  Autre inactif             0     0
```

Cet exemple permet simplement de réaliser que la variable *trav.imp*, qui contient les réponses à une question portant sur l'importance du travail, n'a été mesurée (c'est-à-dire que la question n'a été posée) qu'aux seuls individus actifs de l'échantillon.

Statistiques bivariées avec aggregate

```
R> aggregate(heures.tv ~ sexe, mean, data = hdv2003)
```

```
   sexe heures.tv
1 Homme  2.219330
2 Femme  2.268727
```

Ici, le premier argument est à nouveau une formule. Le second argument correspond à la statistique descriptive que l'on souhaite obtenir, et le dernier argument indique le jeu de données auquel appliquer les deux autres arguments. On peut d'ailleurs obtenir le même résultat en respectant de manière plus stricte l'ordre des arguments dans la syntaxe de la fonction `aggregate` :

```
R> aggregate(heures.tv ~ sexe, hdv2003, mean)
```

```
   sexe heures.tv
1 Homme  2.219330
2 Femme  2.268727
```

Cette écriture est, à nouveau, plus compacte que le code équivalent dans **dplyr**, qui demande de spécifier le retrait des valeurs manquantes :

```
R> group_by(hdv2003, sexe) %>%
     summarise(heures.tv = mean(heures.tv, na.rm = TRUE))
```

À nouveau, on va pouvoir combiner plusieurs variables dans la formule que l'on passe à `aggregate`, ce qui va permettre d'obtenir la moyenne des heures de télévision quotidiennes par sexe et par statut professionnel :

```
R> aggregate(heures.tv ~ sexe + occup, hdv2003, mean)
```

```
    sexe                occup heures.tv
1  Homme Exerce une profession  1.920463
2  Femme Exerce une profession  1.724953
3  Homme               Chomeur  2.853846
4  Femme               Chomeur  2.888608
5  Homme       Etudiant, eleve  1.400000
6  Femme       Etudiant, eleve  1.256522
7  Homme              Retraite  2.826442
```

```
8  Femme              Retraite  2.877174
9  Homme   Retire des affaires  2.410256
10 Femme   Retire des affaires  2.844737
11 Femme              Au foyer  2.822222
12 Homme         Autre inactif  3.133333
13 Femme         Autre inactif  3.339623
```

La même opération demanderait toujours un peu plus de code avec **dplyr** :

```
R> group_by(hdv2003, occup, sexe) %>%
     summarise(heures.tv = mean(heures.tv, na.rm = TRUE))
```

La fonction `aggregate` permet bien sûr d'utiliser une autre fonction que la moyenne, comme dans cet exemple, suivi de son équivalent avec **dplyr** :

```
R> # âge médian par sexe et statut professionnel
   aggregate(age ~ sexe + occup, hdv2003, median)
```

```
    sexe                occup  age
1  Homme Exerce une profession 42.0
2  Femme Exerce une profession 41.0
3  Homme               Chomeur 35.5
4  Femme               Chomeur 40.0
5  Homme       Etudiant, eleve 20.0
6  Femme       Etudiant, eleve 20.5
7  Homme              Retraite 68.0
8  Femme              Retraite 69.0
9  Homme   Retire des affaires 70.0
10 Femme   Retire des affaires 74.0
11 Femme              Au foyer 51.0
12 Homme         Autre inactif 56.0
13 Femme         Autre inactif 58.0
```

```
R> # code équivalent avec l'extension 'dplyr'
   group_by(hdv2003, occup, sexe) %>%
     summarise(age = median(age, na.rm = TRUE))
```

La fonction `aggregate` permet, par ailleurs, d'obtenir des résultats à plusieurs colonnes. Dans l'exemple ci-dessus, on illustre ce principe avec la fonction `range`, qui renvoie deux résultats (la valeur minimale et la valeur maximale de la variable, qui est toujours la variable *age*), chacun présentés dans une colonne :

```
R> aggregate(age ~ sexe + occup, hdv2003, range)
```

```
    sexe                occup age.1 age.2
1  Homme Exerce une profession    18    63
2  Femme Exerce une profession    18    67
3  Homme               Chomeur    18    63
4  Femme               Chomeur    18    63
5  Homme       Etudiant, eleve    18    34
6  Femme       Etudiant, eleve    18    35
7  Homme              Retraite    48    92
8  Femme              Retraite    41    96
9  Homme   Retire des affaires    57    91
10 Femme   Retire des affaires    57    93
11 Femme             Au foyer    22    90
12 Homme         Autre inactif    39    71
13 Femme         Autre inactif    19    97
```

Cette fonction ne peut pas être facilement écrite dans dplyr sans réécrire chacune des colonnes, ce que le bloc de code suivant illustre. On y gagne en lisibilité dans les intitulés de colonnes :

```
R> group_by(hdv2003, occup, sexe) %>%
     summarise(min = min(age, na.rm = TRUE),
               max = max(age, na.rm = TRUE))
```

Panels graphiques avec lattice

Les exemples suivants montreront ensuite comment la notation «formule» peut servir à produire des graphiques par panel avec l'extension lattice.

```
R> library(lattice)
```

NOTE

L'extension lattice présente l'avantage d'être installée par défaut avec **R**. Il n'est donc pas nécessaire de l'installer préalablement.

Chargeons les mêmes données que le chapitre sur les graphiques bivariés.

```
R> # charger l'extension lisant le format CSV
   library(readr)

   # emplacement souhaité pour le jeu de données
   file = "data/debt.csv"

   # télécharger le jeu de données s'il n'existe pas
   if(!file.exists(file))
     download.file("http://www.stat.cmu.edu/~cshalizi/uADA/13/hw/11/debt.csv",
                   file, mode = "wb")

   # charger les données dans l'objet 'debt'
   debt = read_csv(file)
```

```
Warning: Missing column names filled in: 'X1' [1]
```

```
Parsed with column specification:
cols(
  X1 = col_integer(),
  Country = col_character(),
  Year = col_integer(),
  growth = col_double(),
  ratio = col_double()
)
```

Rejetons rapidement un coup d'oeil à ces données, qui sont structurées par pays (variable `Country`Year). On y trouve deux variables, `growth` (le taux de croissance du produit intérieur brut réel), et `ratio` (le ratio entre la dette publique et le produit intérieur brut), ainsi qu'une première colonne vide, ne contenant que des numéros lignes, dont on va se débarrasser :

```
R> # inspection des données
   glimpse(debt, 75)
```

```
Observations: 1,171
Variables: 5
$ X1      <int> 147, 148, 149, 150, 151, 152, 153, 154, 155, 156, 157,...
$ Country <chr> "Australia", "Australia", "Australia", "Australia", "A...
$ Year    <int> 1946, 1947, 1948, 1949, 1950, 1951, 1952, 1953, 1954, ...
$ growth  <dbl> -3.5579515, 2.4594746, 6.4375341, 6.6119938, 6.9202012...
$ ratio   <dbl> 190.41908, 177.32137, 148.92981, 125.82870, 109.80940,...
```

```
R> # suppression de la première colonne
   debt = debt[, -1]
```

Visualisation bivariée

Le même graphique s'écrit de la manière suivante avec l'extension lattice :

```
R> xyplot(growth ~ Year, data = debt)
```

Visualisation par «petits multiples»

Appliquons désormais la même visualisation par «petits multiples» que vue dans le chapitre :

```
R> xyplot(growth ~ Year | Country, data = debt)
```

Enfin, rajoutons quelques options au graphique, afin de montrer comment l'extension lattice fonctionne :

```
R> xyplot(growth ~ Year | Country, type = c("o", "l"), main = "Données Reinhart e
   t Rogoff corrigées, 1946-2009",
     ylab = "Taux de croissance du PIB", xlab = NULL, data = debt)
```

Pour aller plus loin

Comme vient de le voir dans ce chapitre, la notation «formule» apparaît çà et là dans les différentes fonctions de **R** est de ses extensions. Il est par conséquent utile d'en connaître les rudiments, et en particulier les opérateurs `~` (*tilde*) et `+`, ne serait-ce que pour pouvoir se servir des différentes fonctions présentées sur cette page.

La notation «formule» devient cruciale dès que l'on souhaite rédiger des modèles : la formule `y ~ x`, par exemple, qui est équivalente à la formule `y ~ 1 + x`, correspond à l'équation mathématique $Y = a + bX$. On trouvera de nombreux exemples d'usage de cette notation dans les chapitres consacrés, notamment, à la régression linéaire ou à la régression logistique, page 405.

De la même manière, l'opérateur `|` (*pipe*) utilisé par l'extension **lattice** joue aussi un rôle très important dans la rédaction de modèles multi-niveaux, où il sert à indiquer les variables à pentes ou à coefficients aléatoires. Ces modèles sont présentés dans un chapitre dédié, page 525.

Structures conditionnelles

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Expressions régulières

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Écrire ses propres fonctions

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

R Markdown : les rapports automatisés

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Shiny : les interfaces interactives

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Git

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Développer un package

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Calculer un âge

Rappel sur les âges 647
Le package lubridate 648
Calcul d'un âge exact 648
Cas particulier des personnes nées un 29 février 650
Âge révolu ou âge au dernier anniversaire 652
Âge par différence de millésimes 652
Calcul d'un âge moyen 653
Notes 653

NOTE

La version originale de cette astuce a été publiée par Joseph Larmarange sur http://joseph.larmarange.net/?Calculer-proprement-un-age-sous-R.

Le calcul d'un âge sous **R** n'est pas forcément aussi trivial qu'il n'y parait.

Rappel sur les âges

Il convient en premier lieu de rappeler les principaux âges utilisés les démographes :

> *L'âge – on précise parfois âge chronologique – est une des caractéristiques fondamentales de la structure des populations. On l'exprime généralement en années, ou en années et mois, voire en mois et jours, pour les enfants en bas âge ; parfois en années et fractions décimales d'année. Les démographes arrondissent d'ordinaire l'âge à l'unité inférieure, l'exprimant ainsi en années révolues, ou années accomplies, le cas échéant en mois révolus, ou mois accomplis. Cet âge est aussi*

> *l'âge au dernier anniversaire. On trouve aussi, dans les statistiques, l'âge atteint dans l'année, qui est égal à la différence de millésimes entre l'année considérée et l'année de naissance. […] On est parfois conduit à préciser que l'on considère un âge exact, pour éviter toute confusion avec un âge en années révolues, qui représente en fait une classe d'âges exacts.*
>
> — Source : *Demopædia* (322)

Le package lubridate

Le package **lubridate** est spécialement développé pour faciliter la manipulation et le calcul autour des dates. La version de développement intègre depuis peu une fonction `time_length` adaptée au calcul des âges exacts.

NOTE

La fonction `time_length` étant récente, elle n'est pas encore disponible dans la version stable du package. Pour installer la version de développement de **lubridate**, on aura recours au package **devtools** :

```
R> library(devtools)
   install_github("tidyverse/lubridate")
```

Nous noterons `naiss` la date de naissance et `evt` la date à laquelle nous calculerons l'âge.

Calcul d'un âge exact

On appelle âge exact l'expression d'un âge avec sa partie décimale.

Une approche simple consiste à calculer une différence en jours puis à diviser par 365. Or, le souci c'est que toutes les années n'ont pas le même nombre de jours. Regardons par exemple ce qui se passe si l'on calcule l'âge au 31 décembre 1999 d'une personne née le 1er janvier 1900.

```
R> library(lubridate)
   naiss <- ymd("1900-01-01")
   evt <- ymd("1999-12-31")
   time_length(interval(naiss, evt), "days")
```

```
[1] 36523
```

```
R> time_length(interval(naiss, evt), "days")/365
```

```
[1] 100.063
```

Or, au 31 décembre 1999, cette personne n'a pas encore fêté son centième anniversaire. Le calcul précédent ne prend pas en compte les années bissextiles. Une approche plus correcte serait de considérer que les années durent en moyenne 365,25 jours.

```
R> time_length(interval(naiss, evt), "days")/365.25
```

```
[1] 99.99452
```

Si cette approche semble fonctionner avec cet exemple, ce n'est plus le cas dans d'autres situations.

```
R> evt <- ymd("1903-01-01")
   time_length(interval(naiss, evt), "days")/365.25
```

```
[1] 2.997947
```

Or, à la date du premier janvier 1903, cette personne a bien fêté son troisième anniversaire.

Pour calculer proprement un âge en années (ou en mois), il est dès lors nécessaire de prendre en compte la date anniversaire et le fait que la durée de chaque année (ou mois) est variable. C'est justement ce que fait la fonction `time_length` appliquée à un objet de type `Interval`. On détermine le dernier et le prochain anniversaire et l'on rajoute, à l'âge atteint au dernier anniversaire, le ratio entre le nombre de jours entre l'événement et le dernier anniversaire par le nombre de jours entre le prochain et le dernier anniversaire.

```
R> naiss <- ymd("1900-01-01")
   evt <- ymd("1999-12-31")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 99.99726
```

```
R> evt <- ymd("1903-01-01")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 3
```

```
R> evt <- ymd("1918-11-11")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 18.86027
```

Attention, cela n'est valable que si l'on présente à la fonction `time_length` un objet de type `Interval` (pour lequel on connait dès lors la date de début et la date de fin). Si l'on passe une durée (objet de type `Duration`) à la fonction `time_length`, le calcul s'effectuera alors en prenant en compte la durée moyenne d'une année (plus précisément 365 jours).

```
R> naiss <- ymd("1900-01-01")
   evt <- ymd("1999-12-31")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 99.99726
```

```
R> time_length(evt - naiss, "years")
```

```
[1] 100.063
```

```
R> time_length(as.duration(interval(naiss, evt)), "years")
```

```
[1] 100.063
```

Cas particulier des personnes nées un 29 février

Pour les personnes nées un 29 février, il existe un certain flou concernant leur date d'anniversaire pour les années non bissextiles. Doit-on considérer qu'il s'agit du 28 février ou du 1er mars ?

Au sens strict, on peut considérer que leur anniversaire a lieu entre le 28 février soir à minuit et le 1er mars à 0 heure du matin, autrement dit que le 28 février ils n'ont pas encore fêté leur anniversaire. C'est la position adoptée par la fonction `time_length`.

```
R> naiss <- ymd("1992-02-29")
   evt <- ymd("2014-02-28")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 21.99726
```

```
R> evt <- ymd("2014-03-01")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 22
```

Cette approche permets également d'être cohérent avec la manière dont les dates sont prises en compte informatiquement. On considère en effet que lorsque seule la date est précisée (sans mention de l'heure), l'heure correspondante est `0:00`. Autrement dit, `"2014-03-01"` est équivalent à `"2014-03-01 00:00:00"`. L'approche adoptée permet donc d'être cohérent lorsque l'anniversaire est calculé en tenant compte des heures.

```
R> naiss <- ymd("1992-02-29")
   evt <- ymd_hms("2014-02-28 23:00:00")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 21.99989
```

```
R> evt <- ymd_hms("2014-03-01 00:00:00")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 22
```

```
R> evt <- ymd_hms("2014-03-01 01:00:00")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 22.00011
```

```
R> naiss <- ymd_hms("1992-02-29 12:00:00")
   evt <- ymd_hms("2014-03-01 01:00:00")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 22.00011
```

Âge révolu ou âge au dernier anniversaire

Une fois que l'on sait calculer un âge exact, le calcul d'un âge révolu ou âge au dernier anniversaire est assez simple. Il suffit de ne garder que la partie entière de l'âge exact (approche conseillée).

```
R> naiss <- ymd("1980-01-09")
   evt <- ymd("2015-01-01")
   time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 34.97808
```

```
R> trunc(time_length(interval(naiss, evt), "years"))
```

```
[1] 34
```

Une autre approche consiste à convertir l'intervalle en objet de type `Period` et à ne prendre en compte que les années.

```
R> as.period(interval(naiss, evt))
```

```
[1] "34y 11m 23d 0H 0M 0S"
```

```
R> as.period(interval(naiss, evt))@year
```

```
[1] 34
```

Âge par différence de millésimes

L'âge par différence de millésimes, encore appelé âge atteint dans l'année, s'obtient tout simplement en

soustrayant l'année de naissance à l'année de l'événement.

```
R> naiss <- ymd("1980-01-09")
   evt <- ymd("2015-01-01")
   year(evt) - year(naiss)
```

```
[1] 35
```

Calcul d'un âge moyen

Le calcul d'un âge moyen s'effectue normalement à partir d'âges exacts. Il arrive fréquemment que l'on ne dispose dans les données d'enquêtes que de l'âge révolu. Auquel cas, il faut bien penser à rajouter 0,5 au résultat obtenu. En effet, un âge révolu peut être vu comme une classe d'âges exacts : les individus ayant 20 ans révolus ont entre 20 et 21 ans exacts, soit en moyenne 20,5 ans !

Notes

L'ensemble des fonctions présentées peuvent être appliquées à des vecteurs et, par conséquent, aux colonnes d'un tableau de données (*data.frame*).

Le package **eeptools** fournit de son côté une fonction `age_calc` [1] qui permet le calcul des âges exacts et révolus.

```
R> library(eeptools)
   naiss <- as.Date("1980-01-09")
   evt <- as.Date("2015-01-01")
   age_calc(naiss, evt, units = "years", precise = TRUE)
```

```
[1] 34.97814
```

```
R> time_length(interval(naiss, evt), "years")
```

```
[1] 34.97808
```

La méthode utilisée par `age_calc` donne des résultats légèrement différent de ceux de `time_length`. Il est donc conseillé d'utiliser de préférence le package **lubridate**.

1. https://github.com/jknowles/eeptools/blob/master/R/age_calc.R

En l'absence du package **lubridate**, il reste facile de calculer une durée en jours avec les fonctions de base de **R** :

```
R> naiss <- as.Date("1900-01-01")
   evt <- as.Date("1999-12-31")
   evt - naiss
```

```
Time difference of 36523 days
```

```
R> as.integer(evt - naiss)
```

```
[1] 36523
```

Diagramme de Lexis

IMPORTANT

Ce chapitre est en cours d'écriture.

Pour réaliser des diagrammes de Lexis, voir l'extension **LexisPlotR** et sa vignette (en anglais) : https://cran.r-project.org/web/packages/LexisPlotR/vignettes/LexisPlotR.html.

Index des concepts

A

ACM
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

ACP
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

AFC
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

âge
Calculer un âge 647

âge atteint dans l'année
Calculer un âge 647

âge au dernier anniversaire
Calculer un âge 647

âge exact
Calculer un âge 647

AIC
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

aide
Premier contact 13

aide en ligne
Où trouver de l'aide ? 165

Akaike Information Criterion
Analyse de survie 533
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

aléatoire, échantillonnage
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

analyse de séquences
Analyse de séquences 559

analyse de survie
Analyse de survie 533

analyse des biographies
Analyse de séquences 559

analyse des correspondances multiples
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

analyse en composante principale
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

analyse factorielle
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

analyse factorielle des correspondances
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

analyse mixte de Hill et Smith
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

ANOVA
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

appariement optimal
Analyse de séquences 559

arbre de classification
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

argument
Premier contact 13

argument nommé
Premier contact 13

argument non nommé
Premier contact 13

assignation par indexation
Listes et Tableaux de données 77

assignation, opérateur
Premier contact 13

attribut
Import de données 129

autocomplétion
Organiser ses fichiers 119
Premier contact 13
Présentation et Philosophie 7

B

barres cumulées, graphique
Statistique bivariée 285

barres, diagramme en
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

bâton, diagramme
Statistique univariée 261

bâtons, diagramme en
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

binaire, régression logistique
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

biographie, analyse
Analyse de séquences 559

bitmap
Export de graphiques 251

boîte à moustache
Statistique bivariée 285

boîte à moustaches
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique univariée 261

booléenne, valeur
Vecteurs, indexation et assignation 57

booléenne, variable
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

boxplot
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

C

CAH
Analyse de séquences 559
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

camembert, graphique
Statistique univariée 261

caractères, chaîne
Vecteurs, indexation et assignation 57

catégorielle, variable
Facteurs et vecteurs labellisés 101

censure à droite
Analyse de survie 533

cercle de corrélation
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

chaîne de caractères
Vecteurs, indexation et assignation 57

character
Vecteurs, indexation et assignation 57

chemin relatif
Organiser ses fichiers 119

Chi², distance
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

Chi², résidus
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

Chi², test
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369

classe de valeurs
Statistique univariée 261

classe, homogénéité
Analyse de séquences 559

classification ascendante hiérarchique
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

classification, arbre
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

Cleveland, diagramme
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique univariée 261

cluster
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

coefficient de contingence de Cramer
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

coefficient de corrélation
Statistique bivariée 285

coefficient, modèle
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

coefficients du modèle
Modèles à effets aléatoires (modèles mixtes et GEE)

coloration syntaxique
Premier contact 13
Présentation et Philosophie 7

commentaire
Premier travail avec des données 33

comparaison de courbes de survie (test du logrank)
Analyse de survie 533

comparaison de médianes, test
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

comparaison de moyennes
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285

comparaison de proportions, test
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

comparaison, opérateur
Conditions et comparaisons 617
Vecteurs, indexation et assignation 57

Comprehensive R Archive Network
Extensions 53

condition, indexation
Listes et Tableaux de données 77
Vecteurs, indexation et assignation 57

confusion, matrice
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

console
Premier contact 13

corrélation, cercle
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

corrélation, coefficient
Statistique bivariée 285

corrélation, matrice de
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

correspondances, analyse factorielle
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

couleur, palette
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

courbe de densité
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

Cox, modèle
Analyse de survie 533

Cramer, coefficient de contingence
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

CRAN
Extensions 53

croisé, tableau
Statistique bivariée 285

CSV, fichier
Import de données 129

D

data frame
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33

data.frame
Import de données 129

date, variable
Calculer un âge 647

dendrogramme
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

densité, courbe de
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

densité, estimation locale
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique bivariée 285

descriptive, statistique
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

design
Données pondérées 369

diagramme de Cleveland
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique univariée 261

diagramme de Lexis
Diagramme de Lexis 655

diagramme en barres
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

diagramme en bâtons
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique univariée 261

diagramme en secteur
Statistique univariée 261

distance
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

distance de Gower
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

distance du Chi²
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

distance du Phi²
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

distance, matrice
Analyse de séquences 559

distribution
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

donnée labelissée
Facteurs et vecteurs labellisés 101

données pondérées
Données pondérées 369

données, exporter
Export de données 249
Import de données 129

données, tableau
Listes et Tableaux de données 77

droite de régression
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

droite, censure
Analyse de survie 533

E

écart-type
Statistique univariée 261

écart interquartile
Statistique univariée 261

échantillonnage aléatoire simple
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

échantillonnage équiprobable
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

échantillonnage par grappes
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

échantillonnage stratifié
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

échantillonnage, plan
Données pondérées 369

éditeur de script
Présentation et Philosophie 7

effet d'interaction
Effets d'interaction dans un modèle 505

empirical cumulative distribution function
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique univariée 261

entier
Premier travail avec des données 33

entier, nombre
Vecteurs, indexation et assignation 57

entropie transversale
Analyse de séquences 559

environnement de développement
Présentation et Philosophie 7

environnement de travail
Premier contact 13

équiprobable, échantillonnage
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

estimation locale de densité
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique bivariée 285

estimation par noyau
Statistique univariée 261

étendue
Statistique univariée 261

étiquette de valeur
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Import de données 129

étiquette de variable
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Import de données 129

étiquettes de valeurs
Import de données 129

event history analysis
Analyse de séquences 559

exact, âge
Calculer un âge 647

explicative, variable
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

export de graphiques
Export de graphiques 251
Statistique univariée 261

exporter des données
Export de données 249
Import de données 129

extension
Extensions 53

F

facteur
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Import de données 129
Premier travail avec des données 33
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

factor
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Premier travail avec des données 33

factoriel, plan
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

factorielle, analyse
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

fichier CSV
Import de données 129

fichier de commandes
Premier travail avec des données 33

fichier texte
Import de données 129

fichiers **Shapefile**
Import de données 129

Fisher, test exact
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

fonction
Premier contact 13

fonction de répartition empirique
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique univariée 261

formule
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique bivariée 285

fréquence, tableau
Statistique univariée 261

fusion de tables
Fusion de tables 223

G

gestionnaire de versions
Organiser ses fichiers 119

Gower, distance
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

Gower, indice de similarité
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

graphique en mosaïque
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

graphique en violon
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

graphique, export
Export de graphiques 251
Statistique univariée 261

grappe, échantillonnage
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

H

hazard ratio (HR)
Analyse de survie 533

Hill et Smith, analyse mixte
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

histogramme
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

historique des commandes
Premier contact 13

homogénéité des classes
Analyse de séquences 559

I

image bitmap
Export de graphiques 251

image matricielle
Export de graphiques 251

image vectorielle
Export de graphiques 251

indépendance
Statistique bivariée 285

indertie, perte relative
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

index plots
Analyse de séquences 559

indexation
Vecteurs, indexation et assignation 57

indexation bidimensionnelle
Listes et Tableaux de données 77

indexation directe
Vecteurs, indexation et assignation 57

indexation par condition
Listes et Tableaux de données 77
Vecteurs, indexation et assignation 57

indexation par nom
Listes et Tableaux de données 77

indexation par position
Vecteurs, indexation et assignation 57

indexation, assignation
Listes et Tableaux de données 77

indice de similarité
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

indice de similarité de Gower
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

inertie
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

inertie, saut
Analyse de séquences 559
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

installation
Installation de R et RStudio 11

integer
Premier travail avec des données 33
Vecteurs, indexation et assignation 57

interaction
Effets d'interaction dans un modèle 505

intercept
Modèles à effets aléatoires (modèles mixtes et GEE)

interface
Premier contact 13

interquartilen écart
Statistique univariée 261

intervalle de confiance
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Intervalles de confiance 379
Statistique bivariée 285

intervalle de confiance d'un odds ratio
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

intervalle de confiance d'une moyenne
Intervalles de confiance 379

intervalle de confiance d'une proportion
Données pondérées 369
Intervalles de confiance 379

invite de commande
Premier contact 13

K

Kaplan-Meier
Analyse de survie 533

L

labelled data
Facteurs et vecteurs labellisés 101

labellisé, vecteur
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Import de données 129

labellisée, donnée
Facteurs et vecteurs labellisés 101

labellisée, variable
Import de données 129

level, factor
Premier travail avec des données 33

Lexis, diagramme
Diagramme de Lexis 655

libre, logiciel
Présentation et Philosophie 7

life course analysis
Analyse de séquences 559

linéaire, régression
Statistique bivariée 285

liste
Listes et Tableaux de données 77

logical
Vecteurs, indexation et assignation 57

logiciel libre
Présentation et Philosophie 7

logique, opérateur
Conditions et comparaisons 617
Vecteurs, indexation et assignation 57

logique, valeur
Vecteurs, indexation et assignation 57

logistique, régression
Données pondérées 369
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

logrank, test (comparaison de courbes de survie)
Analyse de survie 533

loi normale
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

M

Mann-Whitney, test
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

manquante, valeur
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Import de données 129
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique bivariée 285
Vecteurs, indexation et assignation 57

matching, optimal
Analyse de séquences 559

matrice de confusion
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

matrice de corrélation
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

matrice de distances
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

maximum
Statistique univariée 261

médiane
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

médiane, test de comparaison
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

métadonnée
Import de données 129

méthode de Ward
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

minimum
Statistique univariée 261

mise à jour, R
Installation de R et RStudio 11

modalité
Statistique univariée 261

modalité de référence
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

modalité, facteur
Premier travail avec des données 33

modèle de Cox
Analyse de survie 533

modèle linéaire généralisé
Données pondérées 369
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

mosaïque, graphique
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique bivariée 285

moustaches, boîte
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

moyenne
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

moyenne, âge
Calculer un âge 647

moyenne, comparaison
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285

moyenne, intervalle de confiance
Intervalles de confiance 379

multidimensional scaling
Analyse de séquences 559

multinomiale, régression logistique
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

N

NA
Premier contact 13

nom, indexation
Listes et Tableaux de données 77
Vecteurs, indexation et assignation 57

nombre entier
Vecteurs, indexation et assignation 57

nombre réel
Vecteurs, indexation et assignation 57

normale, loi
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

normalité, test de Shapiro-Wilk
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

notation formule
Formules 621

notation scientifique
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

noyau, estimation
Statistique univariée 261

nuage de points
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

numeric
Premier travail avec des données 33
Vecteurs, indexation et assignation 57

numérique, variable
Premier travail avec des données 33
Statistique univariée 261

O

observation
Premier travail avec des données 33

odds ratio
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

odds ratio, intervalle de confiance
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

opérateur de comparaison
Conditions et comparaisons 617

opérateur logique
Conditions et comparaisons 617
Vecteurs, indexation et assignation 57

optimal matching
Analyse de séquences 559

optimal, appariement
Analyse de séquences 559

ordinaire, régression logistique
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

ordinale, régression logistique
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

ordonner le tri à plat
Statistique univariée 261

P

package
Extensions 53

palette de couleurs
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

partition
Analyse de séquences 559
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

pas à pas, sélection descendante
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

patron
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

perte relative d'inertie
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

Phi², distance
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

plan d'échantillonnage
Données pondérées 369

plan factoriel
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

poids de réplication
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

points, nuage de
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

pondération
Données pondérées 369

position, indexation
Listes et Tableaux de données 77
Vecteurs, indexation et assignation 57

projets
Organiser ses fichiers 119

prompt
Premier contact 13

proportion, intervalle de confiance
Données pondérées 369
Intervalles de confiance 379

proportion, test de comparaison
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

proxy
Installation de R et RStudio 11

Q

qualitative, variable
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

quantile
Données pondérées 369
Statistique univariée 261

quantitative, variable
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

quartile
Statistique univariée 261

R

rapport des cotes
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

recodage de variables
Recodage 143

recyclage
Premier contact 13

recycling rule
Premier contact 13

réel, nombre
Vecteurs, indexation et assignation 57

référence, modalité
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

régression linéaire
Statistique bivariée 285

régression logistique
Données pondérées 369
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

régression logistique binaire
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

régression logistique multinomiale
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

régression logistique ordinaire
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

régression logistique ordinale
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

régression, droite
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique bivariée 285

relatif, risque
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

répartition empirique, fonction
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique univariée 261

répertoire de travail
Organiser ses fichiers 119

réplication, poids
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

résidus de Schoenfeld
Analyse de survie 533

résidus du modèle
Modèles à effets aléatoires (modèles mixtes et GEE)

résolution
Export de graphiques 251

ressemblance
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

révolu, âge
Calculer un âge 647

risque relatif
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

S

SAS, fichier
Import de données 129

saut d'inertie
Analyse de séquences 559
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

Schoenfeld, résidus
Analyse de survie 533

scientifique, notation
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

script
Organiser ses fichiers 119
Premier travail avec des données 33

scripts
Présentation et Philosophie 7

secteur, diagramme
Statistique univariée 261

section
Premier travail avec des données 33

sélection descendante pas à pas
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

séparateur de champs
Import de données 129

séparateur décimal
Import de données 129

séquence, analyse
Analyse de séquences 559

séquence, tapis
Analyse de séquences 559

Shapiro-Wilk, test de normalité
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

similarité, indice
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

sous-échantillon
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399
Données pondérées 369

SPSS, fichier
Import de données 129

statistique bivariée
Statistique bivariée 285

statistique descriptive
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

statistique univariée
Statistique univariée 261

strate
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

stratifié, échantillonnage
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

structure d'un objet
Premier travail avec des données 33
Visualiser ses données 175

Student, test-t
Données pondérées 369

Student, test t
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

survie, analyse
Analyse de survie 533

T

tableau croisé
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285

tableau croisé, coefficient de contingence de Cramer
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

tableau croisé, graphique en mosaïque
Statistique bivariée 285

tableau croisé, test exact de Fisher
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

tableau de donnée
Premier travail avec des données 33

tableau de données, fusion
Fusion de tables 223

tableau de données, tri
Tris 211

tableau de fréquences
Statistique univariée 261

tagged missing value
Import de données 129

tagged NA
Import de données 129

tapis
Analyse de séquences 559

task view
Extensions 53

test d'égalité des variances
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

test de comparaison de deux proportions
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

test de normalité de Shapiro-Wilk
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

test de Wilcoxon/Mann-Whitney
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

test du Chi²
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369

test du Chi², résidus
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

test exact de Fisher
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

test t de Student
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285

texte
Vecteurs, indexation et assignation 57

texte tabulé, fichier
Import de données 129

texte, fichier
Import de données 129

tibble
Import de données 129

tidyverse
Extensions 53
Import de données 129

total
Données pondérées 369

trajectoire biographique
Analyse de séquences 559

transversale, entropie
Analyse de séquences 559

tri à plat
Données pondérées 369
Statistique univariée 261

tri à plat, ordonner
Statistique univariée 261

U

univariée, statistique
Données pondérées 369
Statistique univariée 261

V

valeur booléenne
Vecteurs, indexation et assignation 57

valeur logique
Vecteurs, indexation et assignation 57

valeur manquante
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Import de données 129
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261
Vecteurs, indexation et assignation 57

valeur manquante déclarée
Import de données 129

valeur, étiquette
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Import de données 129

variable
Premier travail avec des données 33

variable catégorielle
Facteurs et vecteurs labellisés 101

variable d'intérêt
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

variable explicative
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

variable labellisée
Import de données 129

variable numérique
Premier travail avec des données 33

variable qualitative
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

variable quantitative
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

variable, étiquette
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Import de données 129

variable, recodage
Recodage 143

variance
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285

variance, analyse de
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

variance, test d'égalité
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

vecteur
Premier contact 13
Vecteurs, indexation et assignation 57

vecteur labellisé
Import de données 129

vector
Premier contact 13

viewer
Premier travail avec des données 33
Visualiser ses données 175

violin plot
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

violon, graphique en
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

visionneusee
Visualiser ses données 175

W

Ward, méthode
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

Wilcoxon, test
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

Index des fonctions

%

`%in%` (base)
Conditions et comparaisons 617

.

`.N` (data.table)
Introduction à data.table 197

A

`A2Rplot` (JLutils)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`abline` (graphics)
Statistique bivariée 285

`add.NA` (base)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`addNA` (base)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`addNAstr` (questionr)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`aes` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`age_calc` (eeptools)
Calculer un âge 647

`aggregate` (stats)
Formules 621

`agnes` (cluster)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`AIC` (stats)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`AIC.svyglm` (survey)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`allEffects` (effects)
Effets d'interaction dans un modèle 505
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`anova` (stats)
Effets d'interaction dans un modèle 505
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`append` (base)
Listes et Tableaux de données 77

`arrange` (dplyr)
Introduction à dplyr 193
Tris 211

`as.character` (base)
Recodage 143

`as.data.frame` (base)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`as.data.table` (data.table)
Introduction à data.table 197

`as.hclust` (cluster)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`as.integer` (base)
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399

`as.matrix` (base)
Statistique univariée 261

`as.numeric` (base)
Recodage 143

`as_factor` (haven)
Recodage 143

B

`barplot` (graphics)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`best.cutree` (JLutils)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`biplot` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`boxplot` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`boxplot` (graphics)
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

`brewer.pal` (RColorBrewer)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`by` (base)
Sous-ensembles 215

C

`c` (base)
Introduction à data.table 197
Premier contact 13
Vecteurs, indexation et assignation 57

`CA` (FactoMineR)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`cbind` (base)
Fusion de tables 223

`chisq.residuals` (questionr)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

`chisq.test` (stats)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369

`class` (base)
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Vecteurs, indexation et assignation 57

`clm` (ordinal)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`clmm` (ordinal)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`cmdscale` (stats)
Analyse de séquences 559

`coef` (stats)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`coef` (survey)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`colors` (grDevices)
Statistique univariée 261

`complete.cases` (stats)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Statistique bivariée 285

`confint` (stats)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`confint` (survey)
Intervalles de confiance 379
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`contains` (dplyr)
Visualiser ses données 175

`contour` (graphics)
Statistique bivariée 285

`coord_flip` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`cor` (stats)
Statistique bivariée 285

`corresp` (MASS)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`cox.zph` (survival)
Analyse de survie 533

`cprop` (questionr)
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285

`cramer.v` (questionr)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

`create_report` (DataExplorer)
Visualiser ses données 175

`cut` (base)
Recodage 143
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`cutree` (stats)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

D

`daisy` (cluster)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`data` (utils)
Premier travail avec des données 33

`data.frame` (base)
Listes et Tableaux de données 77

`density` (stats)
Statistique univariée 261

`describe` (questionr)
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Import de données 129
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33
Visualiser ses données 175

`dev.off` (grDevices)
Export de graphiques 251

`dev.print` (grDevices)
Export de graphiques 251

`dim` (base)
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33

`dimdesc` (FactoMineR)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`display.brewer.all` (RColorBrewer)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`disscenter` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`dist` (stats)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`dist.dudi` (ade4)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`distinct` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

`dotchart` (graphics)
Statistique univariée 261

`dput` (base)
Recodage 143

`drop1` (stats)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`dudi.acm` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`dudi.coa` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`dudi.mix` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`dudi.pca` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`duplicated` (base)
Doublons 207

`Duration` (lubridate)
Calculer un âge 647

E

`effect` (effects)
Effets d'interaction dans un modèle 505

`example` (utils)
Où trouver de l'aide ? 165

`exp` (base)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

F

`facet_grid` (ggplot2)
Formules 621
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`facet_wrap` (ggplot2)
Formules 621
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`factor` (base)
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Recodage 143

`filled.contour` (graphics)
Statistique bivariée 285

`filter` (dplyr)
Introduction à dplyr 193
Sous-ensembles 215

`first` (data.table)
Introduction à data.table 197

`fisher.test` (stats)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

`format` (base)
Premier contact 13

`formula` (stats)
Formules 621

`freq` (questionr)
Données pondérées 369
Import de données 129
Recodage 143
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique univariée 261

G

`geom_area` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_bar` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_bin2d` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_boxplot` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_density` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_density_2d` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_errorbarh` (ggplot2)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`geom_hex` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_histogram` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_line` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_point` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`geom_rug` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_smooth` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`geom_violin` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`geom_vline` (ggplot2)
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`get_legend` (cowplot)
Combiner plusieurs graphiques 587

`getValues` (raster)
Import de données 129

`getwd` (base)
Organiser ses fichiers 119

`ggcoef` (GGally)
Analyse de survie 533
Effets d'interaction dans un modèle 505
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`ggcorr` (GGally)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`ggcoxzph` (survminer)
Analyse de survie 533

`ggeffect` (ggeffects)
Effets d'interaction dans un modèle 505

`ggpairs` (GGally)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`ggplot` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`ggplotly` (plotly)
Graphiques interactifs 601

`ggsave` (ggplot2)
Export de graphiques 251
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`ggsurv` (GGally)
Analyse de survie 533

`ggsurvplot` (survminer)
Analyse de survie 533

`ggtitle` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`glimpse` (dplyr)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`glimpse` (tibble)
Introduction à dplyr 193
Listes et Tableaux de données 77
Visualiser ses données 175

`glm` (stats)
Données pondérées 369
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`glmulti` (ggmulti)
Effets d'interaction dans un modèle 505

`group_by` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

H

`hclust` (fastcluster)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`hclust` (stats)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`HCPC` (FactoMineR)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`hdv2003` (questionr)
Formules 621
Premier travail avec des données 33

`head` (utils)
Conditions et comparaisons 617
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33

`help` (utils)
Où trouver de l'aide ? 165
Premier contact 13

`help.search` (utils)
Où trouver de l'aide ? 165

`help.start` (utils)
Où trouver de l'aide ? 165

`hist` (graphics)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique univariée 261

I

`icut` (questionr)
Recodage 143

`ifelse` (base)
Recodage 143

`image` (graphics)
Statistique bivariée 285

`inertia.dudi` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`inner_join` (dplyr)
Fusion de tables 223

`install.packages` (utils)
Extensions 53

`install_github` (devtools)
Analyse de séquences 559
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Extensions 53
Intervalles de confiance 379

`interaction` (base)
Recodage 143

`Interval` (lubridate)
Calculer un âge 647

`iorder` (questionr)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`irec` (questionr)
Recodage 143

`is.na` (base)
Recodage 143
Vecteurs, indexation et assignation 57

`is.numeric` (base)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

J

`jpeg` (grDevices)
Export de graphiques 251

K

`kde2d` (MASS)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique bivariée 285

L

`labelled` (haven)
Import de données 129

`labelled` (labelled)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`labs` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`last` (data.table)
Introduction à data.table 197

`left_join` (dplyr)
Fusion de tables 223

`length` (base)
Listes et Tableaux de données 77
Premier contact 13
Vecteurs, indexation et assignation 57

`letters` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`LETTERS` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`levels` (base)
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Tris 211

`library` (base)
Extensions 53
Organiser ses fichiers 119
Premier travail avec des données 33

`list` (base)
Introduction à data.table 197
Listes et Tableaux de données 77

`lm` (stats)
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285

`load` (base)
Import de données 129

`lookfor` (questionr)
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Listes et Tableaux de données 77
Visualiser ses données 175

`lprop` (questionr)
Données pondérées 369
Statistique bivariée 285

`ltabs` (questionr)
Statistique bivariée 285

M

`makeCodebook` (dataMaid)
Visualiser ses données 175

`max` (base)
Introduction à data.table 197
Premier contact 13
Premier travail avec des données 33
Statistique univariée 261

`mca` (MASS)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`MCA` (FactoMineR)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`mean` (base)
Données pondérées 369
Introduction à data.table 197
Où trouver de l'aide ? 165
Premier contact 13
Premier travail avec des données 33
Sous-ensembles 215
Statistique univariée 261

`median` (stats)
Introduction à data.table 197
Premier travail avec des données 33
Statistique univariée 261

`merge` (base)
Fusion de tables 223
Import de données 129

`merge` (data.table)
Fusion de tables 223

`min` (base)
Introduction à data.table 197
Premier contact 13
Premier travail avec des données 33
Statistique univariée 261

`month.abb` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`month.name` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`mosaic` (vcd)
Statistique bivariée 285

`mosaicplot` (graphics)
Statistique bivariée 285

`multinom` (nnet)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`multiplot` (JLutils)
Combiner plusieurs graphiques 587

`mutate` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

N

`NA` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`na_range` (labelled)
Import de données 129

`na_values` (labelled)
Import de données 129

`names` (base)
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33
Recodage 143
Vecteurs, indexation et assignation 57
Visualiser ses données 175

`ncol` (base)
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33

`nolabel_to_na` (labelled)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`nrow` (base)
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33

`nth` (dplyr)
Introduction à data.table 197

`NULL` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

O

`odds.ratio` (questionr)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`order` (base)
Tris 211

`order` (data.table)
Tris 211

P

`pairs` (graphics)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Statistique bivariée 285

`par` (graphics)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

`PCA` (FactoMineR)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`pdf` (grDevices)
Export de graphiques 251

`percent` (scales)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`Period` (lubridate)
Calculer un âge 647

`pi` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`pie` (graphics)
Statistique univariée 261

`plot` (effects)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`plot` (FactoMineR)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`plot` (graphics)
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
Premier travail avec des données 33
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

`plot` (stats)
Analyse de séquences 559
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Statistique univariée 261
Statistique univariée 261

`plot_grid` (cowplot)
Combiner plusieurs graphiques 587

`plotellipses` (FactoMineR)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`png` (grDevices)
Export de graphiques 251

`position_dodge` (ggplot2)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`postscript` (grDevices)
Export de graphiques 251

`predict` (stats)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`predict` (survey)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`princomp` (stats)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`print` (questionr)
Statistique bivariée 285

`prop` (questionr)
Statistique bivariée 285

`prop.ci` (JLutils)
Intervalles de confiance 379

`prop.ci.lower` (JLutils)
Intervalles de confiance 379

`prop.ci.upper` (JLutils)
Intervalles de confiance 379

`prop.table` (base)
Statistique univariée 261

`prop.test` (stats)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Intervalles de confiance 379

Q

`qplot` (ggplot2)
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`quant.cut` (questionr)
Recodage 143

`quantile` (stats)
Statistique univariée 261

R

`range` (base)
Statistique univariée 261

`range` (stats)
Formules 621

`rank` (base)
Analyse de survie 533

`raster` (raster)
Import de données 129

`rbind` (base)
Fusion de tables 223

`read.csv` (utils)
Import de données 129
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`read.csv2` (utils)
Import de données 129

`read.dbf` (foreign)
Import de données 129

`read.delim` (utils)
Import de données 129

`read.delim2` (utils)
Import de données 129

`read.dta` (foreign)
Import de données 129

`read.spss` (foreign)
Import de données 129

`read.table` (utils)
Import de données 129

`read.xlsx` (xlsx)
Import de données 129

`read.xlsx2` (xlsx)
Import de données 129

`read.xport` (foreign)
Import de données 129

`read_csv` (readr)
Import de données 129
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`read_csv2` (readr)
Import de données 129

`read_delim` (readr)
Import de données 129

`read_dta` (haven)
Import de données 129

`read_excel` (readxl)
Import de données 129

`read_sas` (haven)
Import de données 129

`read_spss` (haven)
Import de données 129

`read_stata` (haven)
Import de données 129

`read_tsv` (readr)
Import de données 129

`readAsciiGrid` (maptools)
Import de données 129

`readShapeLines` (maptools)
Import de données 129

`readShapePoints` (maptools)
Import de données 129

`readShapePoly` (maptools)
Import de données 129

`readShapeSpatial` (maptools)
Import de données 129

`rect.hclust` (stats)
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`relevel` (stats)
Intervalles de confiance 379
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`relrisk` (mosaic)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

`remove.packages` (utils)
Extensions 53

`rename` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

`rename.variable` (questionr)
Recodage 143

`rep` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`require` (base)
Extensions 53

`row.names` (base)
Listes et Tableaux de données 77

`rprop` (questionr)
Statistique bivariée 285

`rug` (graphics)
Statistique univariée 261

`runif` (stats)
Analyse de survie 533

S

`s.arrow` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`s.chull` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`s.class` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`s.corcicle` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`s.freq` (JLutils)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`s.hist` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`s.label` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`s.value` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`sample_frac` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

`sample_n` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

`save` (base)
Import de données 129

`save.image` (base)
Import de données 129

`scale_colour_brewer` (ggplot2)
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`scale_x_continuous` (ggplot2)
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

`scale_x_log10` (ggplot2)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`scale_y_continuous` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`scatter` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447

`score` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`screeplot` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`sd` (stats)
Premier contact 13
Statistique univariée 261

`select` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

`seq` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`seq_heatmap` (JLutils)
Analyse de séquences 559

`seqdef` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`seqdist` (TraMineR)
Analyse de séquences 559
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

`seqdplot` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`seqfplot` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`seqHtplot` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`seqiplot` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`seqmsplot` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`seqmtplot` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`seqsubm` (TraMineR)
Analyse de séquences 559

`setDF` (data.table)
Introduction à data.table 197

`setDT` (data.table)
Analyse de survie 533
Introduction à data.table 197

`setorder` (data.table)
Tris 211

`setwd` (base)
Organiser ses fichiers 119

`shapiro.test` (stats)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

`skim` (skimr)
Visualiser ses données 175

`slice` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

`smoothScatter` (graphics)
Statistique bivariée 285

`sort` (base)
Statistique univariée 261
Tris 211

`sort_val_labels` (labelled)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`source` (base)
Organiser ses fichiers 119

`SpatialGridDataFrame` (sp)
Import de données 129

`stat_count` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`stat_density_2d` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`stat_ecdf` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`step` (stats)
Analyse de survie 533
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`stepAIC` (MASS)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`str` (utils)
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33
Statistique univariée 261
Visualiser ses données 175

`subset` (base)
Sous-ensembles 215

`subset` (survey)
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399
Données pondérées 369

`summarise` (dplyr)
Introduction à dplyr 193

`summary` (ade4)
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447

`summary` (base)
Conditions et comparaisons 617
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33
Recodage 143
Statistique univariée 261
Visualiser ses données 175

`summary` (stats)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`Surv` (survival)
Analyse de survie 533

`survdiff` (survival)
Analyse de survie 533

`survfit` (survival)
Analyse de survie 533

`svg` (grDevices)
Export de graphiques 251

`svyboxplot` (survey)
Données pondérées 369

`svyby` (survey)
Données pondérées 369

`svychisq` (survey)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369

`svyciprop` (survey)
Données pondérées 369
Intervalles de confiance 379

`svyclm` (svrepmisc)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`svydesign` (survey)
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399
Données pondérées 369

`svyglm` (survey)
Données pondérées 369
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`svyhist` (survey)
Données pondérées 369

`svymean` (survey)
Données pondérées 369

`svymultinom` (svrepmisc)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`svyolr` (survey)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`svyplot` (survey)
Données pondérées 369

`svyquantile` (survey)
Données pondérées 369

`svyranktest` (survey)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387

`svyratio` (survey)
Données pondérées 369

`svytable` (survey)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369

`svytotal` (survey)
Données pondérées 369

`svyttest` (survey)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369

`svyvar` (survey)
Données pondérées 369

T

`t.test` (stats)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Intervalles de confiance 379
Statistique bivariée 285

`table` (base)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Conditions et comparaisons 617
Données pondérées 369
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Formules 621
Intervalles de confiance 379
Premier travail avec des données 33
Recodage 143
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

`tagged_na` (haven)
Import de données 129

`tail` (utils)
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33

`tapply` (base)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369
Sous-ensembles 215
Statistique bivariée 285

`tbl_df` (dplyr)
Analyse de survie 533
Import de données 129

`tbl_dt` (dtplyr)
Analyse de survie 533
Introduction à data.table 197
Introduction à dplyr 193

`theme` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`tidy` (broom)
Analyse de survie 533
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`tidy` (JLutils)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`tidy` (svrepmisc)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`tidy.clm` (JLutils)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`tidy_detailed` (JLutils)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`tiff` (grDevices)
Export de graphiques 251

`time_length` (lubridate)
Analyse de survie 533
Calculer un âge 647

`to_factor` (labelled)
Analyse de survie 533
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Recodage 143
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`trunc` (base)
Analyse de survie 533

`typeof` (base)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

U

`unname` (base)
Vecteurs, indexation et assignation 57

`update.packages` (utils)
Extensions 53
Installation de R et RStudio 11

`user_na_to_na` (labelled)
Import de données 129

V

`val_label` (labelled)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`val_labels` (labelled)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`val_labels_to_na` (labelled)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`var` (base)
Données pondérées 369

`var` (stats)
Premier contact 13

`var.test` (stats)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Statistique bivariée 285

`var_label` (labelled)
Facteurs et vecteurs labellisés 101

`vglm` (VGAM)
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

`View` (utils)
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33
Visualiser ses données 175

W

`win.metafile` (grDevices)
Export de graphiques 251

`write.csv` (utils)
Export de données 249

`write.dbf` (foreign)
Export de données 249

`write.dta` (foreign)
Export de données 249

`write.foreign` (foreign)
Export de données 249

`write.table` (utils)
Export de données 249

`write.xlsx` (xlsx)
Export de données 249

`write_csv` (readr)
Export de données 249

`write_dta` (haven)
Export de données 249

`write_sav` (haven)
Export de données 249

`writeAsciiGrid` (maptools)
Export de données 249

`writeLinesShape` (maptools)
Export de données 249

`writePointsShape` (maptools)
Export de données 249

`writePolyShape` (maptools)
Export de données 249

`wtd.mean` (questionr)
Données pondérées 369

`wtd.table` (questionr)
Données pondérées 369

`wtd.var` (questionr)
Données pondérées 369

X

`xlab` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

`xtabs` (stats)
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Formules 621
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Recodage 143
Statistique bivariée 285

Y

`ylab` (ggplot2)
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

Index des extensions

A

ade4

Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Données pondérées 369
Extensions 53

B

base

Analyse de survie 533
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Conditions et comparaisons 617
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399
Données pondérées 369
Doublons 207
Extensions 53
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Formules 621
Fusion de tables 223
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Import de données 129
Intervalles de confiance 379
Introduction à data.table 197
Listes et Tableaux de données 77
Organiser ses fichiers 119
Où trouver de l'aide ? 165
Premier contact 13
Premier travail avec des données 33
Recodage 143
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Sous-ensembles 215
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261
Tris 211
Vecteurs, indexation et assignation 57
Visualiser ses données 175

breakDown

Effets d'interaction dans un modèle 505

broom

Analyse de survie 533
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

C

cluster
Analyse de séquences 559
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

cowplot
Combiner plusieurs graphiques 587

D

data.table
Analyse de survie 533
Doublons 207
Fusion de tables 223
Introduction à data.table 197
Introduction à dplyr 193
Recodage 143
Sous-ensembles 215
Tris 211

DataExplorer
Visualiser ses données 175

dataMaid
Visualiser ses données 175

dendextend
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

devtools
Analyse de séquences 559
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Calculer un âge 647
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Combiner plusieurs graphiques 587
Extensions 53
Intervalles de confiance 379

dplyr
Analyse de survie 533
Doublons 207
Extensions 53
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Formules 621
Fusion de tables 223
Import de données 129
Introduction à data.table 197
Introduction à dplyr 193
Listes et Tableaux de données 77
Scraping 239
Sous-ensembles 215
Tris 211
Visualiser ses données 175

dtplyr
Analyse de survie 533
Introduction à data.table 197
Introduction à dplyr 193

E

ecdf
Statistique univariée 261

eeptools
Calculer un âge 647

effects
Effets d'interaction dans un modèle 505
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

F

FactoMineR
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Données pondérées 369

fastcluster
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

forcats
Extensions 53

foreign
Export de données 249
Import de données 129

G

GGally
Analyse de survie 533
Effets d'interaction dans un modèle 505
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

ggalt
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

ggdendro
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

ggeffects
Effets d'interaction dans un modèle 505

ggfortify
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

gglat
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

ggmap
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

ggmulti
Effets d'interaction dans un modèle 505

ggplot2
Analyse de survie 533
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Combiner plusieurs graphiques 587
Effets d'interaction dans un modèle 505
Export de graphiques 251
Extensions 53
Formules 621
Graphiques interactifs 601
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
lattice : graphiques et formules 605
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

ggthemes
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

ggvis
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

glmulti
Effets d'interaction dans un modèle 505

graphics
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
Premier travail avec des données 33
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

grDevices
Export de graphiques 251
Statistique univariée 261

H

haven
Analyse de survie 533
Export de données 249
Extensions 53
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Import de données 129
Introduction à dplyr 193
Recodage 143

Hmisc
Données pondérées 369
Facteurs et vecteurs labellisés 101

J

JLutils
Analyse de séquences 559
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Combiner plusieurs graphiques 587
Intervalles de confiance 379
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

L

labelled

Analyse de survie 533
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Import de données 129
Recodage 143
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

lattice

Formules 621
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
lattice : graphiques et formules 605

LexisPlotR

Diagramme de Lexis 655

lubridate

Analyse de survie 533
Calculer un âge 647
Extensions 53
Gestion des dates 229
Import de données 129
Scraping 239

M

magrittr

Introduction à dplyr 193

maptools

Export de données 249
Import de données 129

MASS

Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique bivariée 285

memisc

Facteurs et vecteurs labellisés 101

mlogit

Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

mosaic

Comparaisons (moyennes et proportions) 387

N

nnet

Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

O

ordinal

Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

P

packrat

Organiser ses fichiers 119

plotly

Graphiques interactifs 601

productplots

Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

purrr

Extensions 53

Q

question

Statistique bivariée 285

questionr
Analyse de séquences 559
Analyse de survie 533
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Conditions et comparaisons 617
Données pondérées 369
Effets d'interaction dans un modèle 505
Facteurs et vecteurs labellisés 101
Formules 621
Fusion de tables 223
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Import de données 129
Intervalles de confiance 379
Listes et Tableaux de données 77
Premier travail avec des données 33
Recodage 143
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Sous-ensembles 215
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261
Tris 211
Visualiser ses données 175

R

raster
Import de données 129

RColorBrewer
Analyse des correspondances multiples (ACM) 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311

readr
Export de données 249
Extensions 53
Formules 621
Import de données 129
Introduction à dplyr 193
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
Scraping 239

readxl
Extensions 53
Import de données 129
Introduction à dplyr 193

reshape2
Extensions 53

rvest
Scraping 239

S

scales
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333

skimr
Visualiser ses données 175

sp
Import de données 129

stats
Analyse de séquences 559
Analyse de survie 533
Analyse des correspondances multiples (ACM) . . . 447
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Données pondérées 369
Effets d'interaction dans un modèle 505
Formules 621
Graphiques univariés et bivariés avec ggplot2 333
Intervalles de confiance 379
Introduction à data.table 197
Premier contact 13
Premier travail avec des données 33
Recodage 143
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405
Statistique bivariée 285
Statistique univariée 261

stringr
Extensions 53
Scraping 239

survey
Comparaisons (moyennes et proportions) 387
Définir un plan d'échantillonnage complexe 399
Données pondérées 369
Intervalles de confiance 379
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

survival
Analyse de survie 533

survminer
Analyse de survie 533

svrepmisc
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

T

tibble
Extensions 53
Introduction à data.table 197
Introduction à dplyr 193
Listes et Tableaux de données 77
Visualiser ses données 175

tidyr
Extensions 53

tidyverse
Extensions 53

TraMineR
Analyse de séquences 559
Classification ascendante hiérarchique (CAH) 483

U

utils
Conditions et comparaisons 617
Export de données 249
Extensions 53
Import de données 129
Installation de R et RStudio 11
Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques 311
Listes et Tableaux de données 77
Où trouver de l'aide ? 165
Premier contact 13
Premier travail avec des données 33
Statistique univariée 261
Visualiser ses données 175

V

vcd
Statistique bivariée 285

VGAM
Régression logistique binaire, multinomiale et ordinale 405

X

xlsx
Export de données 249
Import de données 129