guide-R

Guide pour l'analyse de données d'enquêtes avec R

Joseph Larmarange

16août2023

Table des matières

Pı	éface		12
	Rem	erciements	14
	Lice	nce	14
I	Bas	ses du langage	15
1	Pack	kages	16
	1.1	Installation (CRAN)	17
	1.2	Chargement	17
	1.3	Mise à jour	18
	1.4	Installation depuis GitHub	19
	1.5	Le tidyverse	20
2	Vect	teurs	23
	2.1	Types et classes	23
	2.2	Création d'un vecteur	24
	2.3	Longueur d'un vecteur	27
	2.4	Combiner des vecteurs	28
	2.5	Vecteurs nommés	28
	2.6	Indexation par position	30
	2.7	Indexation par nom	31
	2.8	Indexation par condition	32
	2.9	Assignation par indexation	36
	2.10	En résumé	37
	2.11	webin-R \dots	38
3	Liste	es	39
	3.1	Propriétés et création	39
	3.2	Indexation	42
	3.3	En résumé	46
	3.4	webin-R	46

4	Tab	leaux de données	47
	4.1	Propriétés et création	47
	4.2	Indexation	49
	4.3	Afficher les données	53
	4.4	En résumé	
	4.5	webin-R	62
5	Tibl	bles	63
	5.1	Le concept de tidy data	63
	5.2	tibbles : des tableaux de données améliorés	63
	5.3	Données et tableaux imbriqués	68
6	Attı	ributs	71
II	Ma	anipulation de données	74
7	Le p	pipe	75
	7.1	Le pipe natif de $R: \mid > \ldots \ldots \ldots$	76
	7.2	Le pipe du tidyverse : %>%	
	7.3	Vaut-il mieux utiliser > ou %>% ?	78
	7.4	Accéder à un élément avec purrr::pluck() et	
		purrr::chuck()	79
8	dpl	yr	82
	8.1	Opérations sur les lignes	83
		8.1.1 filter()	83
		8.1.2 slice()	88
		8.1.3 $\operatorname{arrange}() \dots \dots \dots \dots \dots$	89
		8.1.4 slice_sample() \dots	
		8.1.5 $\operatorname{distinct}() \dots \dots \dots \dots \dots$	
	8.2	Opérations sur les colonnes	
		8.2.1 select()	
		8.2.2 relocate()	
		8.2.3 rename()	
		8.2.4 rename_with()	
		8.2.5 pull()	
	0.0	8.2.6 mutate()	
	8.3	Opérations groupées	
		8.3.1 group_by()	
		8.3.2 summarise()	
		$8.3.3 \text{count}() \dots \dots \dots \dots \dots \dots$	110

		8.3.4 Grouper selon plusieurs variables	. 111
	8.4	Cheatsheet	. 116
	8.5	webin-R \ldots	. 116
9	Fact	eurs et forcats	117
•		Création d'un facteur	
	9.2	Changer l'ordre des modalités	
	9.3	Modifier les modalités	
		Découper une variable numérique en classes	
10	Com	biner plusieurs variables	136
-0		if_else()	
		case_when()	
		recode_if()	
	_	V	
11	_	uettes de variables	146
		Principe	
		Manipulation sur un vecteur / une colonne	
		Manipulation sur un tableau de données	
	11.4	Préserver les étiquettes	. 151
12		uettes de valeurs	153
		$La\ classe\ {\tt haven_labelled}\ \dots\ \dots\ \dots\ \dots$	
		Manipulation sur un vecteur / une colonne	
		Manipulation sur un tableau de données	
	12.4	Conversion	
		12.4.1 Quand convertir les vecteurs labellisés ?	
		12.4.2 Convertir un vecteur labellisé en facteur	. 161
		12.4.3 Convertir un vecteur labellisé en numé-	
		rique ou en texte	
		12.4.4 Conversion conditionnelle en facteurs	. 165
13	Vale	urs manquantes	169
	13.1	Valeurs manquantes étiquettées ($tagged\ NAs$) .	. 170
		13.1.1 Création et test	. 170
		13.1.2 Valeurs uniques, doublons et tris	. 173
		13.1.3 Tagged NAs et étiquettes de valeurs	. 174
		13.1.4 Conversion en user NAs	
	13.2	Valeurs manquantes définies par l'utilisateurs	
		(user NAs)	. 177
		13.2.1 Création	
		13.2.2 Tests	

		13.2.3 Conversion	31
14	Impo	ort & Export de données 18	34
	-	Importer un fichier texte	34
		14.1.1 Structure d'un fichier texte 18	34
		14.1.2 Interface graphique avec RStudio 18	35
		14.1.3 Dans un script	36
	14.2	Importer un fichier Excel	37
	14.3	Importer depuis des logiciels de statistique 18	38
		14.3.1 SPSS	38
		14.3.2 SAS	39
		14.3.3 Stata	90
		14.3.4 dBase	
		Sauver ses données	
	14.5	Export de tableaux de données) 2
15	Met	tre en forme des nombres	93
	15.1	label_number()	94
		Les autres fonctions de {scales}	
		15.2.1 label_comma()	
		15.2.2 label_percent()	
		15.2.3 label_dollar()	
		15.2.4 label_pvalue()	98
		15.2.5 label_number_si()	
		15.2.6 label_scientific() 19	
		15.2.7 label_bytes()	9 9
		15.2.8 label_ordinal()	9 9
		$15.2.9$ label_date(), label_date_short() &	
		label_time()20	00
		15.2.10 label_wrap()	00
	15.3	Les fonctions de formatage de {gtsummary} 20)1
		15.3.1 style_number())2
		15.3.2 style_sigfig())3
		15.3.3 style_percent())3
		15.3.4 style_pvalue()	
		15.3.5 style_ratio())5
	15.4	Bonus: signif_stars() de {ggstats} 20)5
16	Coul	leurs & Palettes 20	06
		Noms de couleur)6
	16.2	Couleurs RVB et code hexadécimal 20)7

16.3 Palettes de couleurs	208
16.3.1 Color Brewer	208
16.3.2 Palettes de Paul Tol	210
16.3.3 Interface unifiée avec {paletteer	?} 212
III Analyses	215
17 Graphiques avec ggplot2	216
17.1 Ressources	216
17.2 Les bases de ggplot2	
17.3 Cheatsheet	221
17.4 Exploration visuelle avec esquisse	221
17.5 webin-R	223
17.6 Combiner plusieurs graphiques	224
18 Statistique univariée & Intervalles de confia	
18.1 Exploration graphique	
18.1.1 Variable continue	
18.1.2 Variable catégorielle	
18.2 Tableaux et tris à plat	
18.2.1 Thème du tableau	
18.2.2 Étiquettes des variables	
18.2.3 Statistiques affichées	
18.2.4 Affichage du nom des statistiques	
18.2.5 Forcer le type de variable 18.2.6 Afficher des statistiques sur pl	
lignes (variables continues)	
18.2.7 Mise en forme des statistiques	
18.2.8 Données manquantes	
18.2.9 Ajouter les effectifs observés	
18.3 Calcul manuel	
18.3.1 Variable continue	
18.3.2 Variable catégorielle	
18.4 Intervalles de confiance	
18.4.1 Avec gtsummary	
18.4.2 Calcul manuel	
19.5 mobin D	270

19	Stat	istique bivariée & Tests de comparaison	27
	19.1	Deux variables catégorielles	271
		19.1.1 Tableau croisé avec gtsummary	271
		19.1.2 Représentations graphiques	274
		19.1.3 Calcul manuel	281
		19.1.4 Test du Chi² et dérivés	284
		19.1.5 Comparaison de deux proportions	286
	19.2	Une variable continue selon une variable catégo-	
		rielle	290
		19.2.1 Tableau comparatif avec gtsummary	290
		19.2.2 Représentations graphiques	292
		19.2.3 Calcul manuel	298
		19.2.4 Tests de comparaison	299
		19.2.5 Différence de deux moyennes	302
	19.3	Deux variables continues	303
		19.3.1 Représentations graphiques	
		19.3.2 Tester la relation entre les deux variables	310
	19.4	Matrice de corrélations	311
	19.5	webin-R \dots	313
20	Éche	elles de Likert	314
		Exemple de données	
		Tableau de fréquence	
		Représentations graphiques	
	20.0	Tepresentations Stapmques 11111111111111	010
21	Régi	ression linéaire	324
	21.1	Modèle à une seule variable explicative continue .	324
	21.2	Modèle à une seule variable explicative catégorielle	329
	21.3	Modèle à plusieurs variables explicatives	332
22	Régi	ression logistique binaire	33!
	_	Préparation des données	
		Statistiques descriptives	
		Calcul de la régression logistique binaire	
		Interpréter les coefficients	
		La notion d'odds ratio	
		Afficher les écarts-types plutôt que les intervalles	
	0	de confiance	352
	22.7	Afficher toutes les comparaisons (pairwise	J J 2
		contrasts)	356
	22.8	Identifier les variables ayant un effet significatif .	

22.9	Sélection pas à pas d'un meilleur modèle	. 362
22.1	10Régressions logistiques univariées	. 376
22.1	1Présenter l'ensemble des résultats dans un même	
	tableau	. 377
22.1	2webin-R	. 379
23 Pré	dictions marginales, contrastes marginaux & ef-	
fets	s marginaux	381
23.1	Terminologie	. 382
23.2	2 Données d'illustration	. 383
23.3	3 Prédictions marginales	. 386
	23.3.1 Prédictions marginales moyennes	. 386
	23.3.2 Prédictions marginales à la moyenne	. 394
	23.3.3 Variantes	. 402
23.4	4 Contrastes marginaux	. 405
	23.4.1 Contrastes marginaux moyens	. 405
	23.4.2 Contrastes marginaux à la moyenne	. 413
23.5	5 Pentes marginales / Effets marginaux	. 416
	23.5.1 Pentes marginales moyennes / Effets	
	marginaux moyens	. 416
	23.5.2 Pentes marginales à la moyenne / Effets	
	marginaux à la moyenne	
23.6	6 Lectures complémenaires (en anglais)	. 422
	ntrastes (variables catégorielles)	423
24.1	Contrastes de type traitement	. 423
	24.1.1 Exemple 1 : un modèle linéaire avec une	
	variable catégorielle	. 423
	24.1.2 Exemple 2 : une régression logistique avec	
	deux variables catégorielles	
	24.1.3 Changer la modalité de référence	
24.2	2 Contrastes de type somme	. 434
	24.2.1 Exemple 1 : un modèle linéaire avec une	
	variable catégorielle	. 434
	24.2.2 Exemple 2 : une régression logistique avec	
	deux variables catégorielles	
24.3	3 Contrastes par différences successives	. 440
	24.3.1 Exemple 1 : un modèle linéaire avec une	
	variable catégorielle	. 441
	24.3.2 Exemple 2 : une régression logistique avec	
	deux variables catégorielles	. 442

	24.4	Autres types de contrastes	. 445
		24.4.1 Contrastes de type Helmert	. 445
		24.4.2 Contrastes polynomiaux	. 447
	24.5	Lectures additionnelles	. 448
25	Inte	ractions	449
	25.1	Données d'illustration	. 449
		Modèle sans interaction	
		Définition d'une interaction	
	25.4	Significativité de l'interaction	. 454
		Interprétation des coefficients	
		Définition alternative de l'interaction	
		Pour aller plus loin	
		webin-R	
26	Muli	cicolinéarité	466
		Définition	
		Mesure de la colinéarité	
		La multicolinéarité est-elle toujours un problème	
		webin-R	
	_0.1		. 1.0
IV	Do	nnées pondérées avec survey	477
		·	
	Défi	nir un plan d'échantillonnage	478
	Défi 27.1	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 478
	Défi 27.1 27.2	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 478 . 479
	Défi 27.1 27.2 27.3	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 479 . 484
	Défi 27.1 27.2 27.3	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 479 . 484
27	Défi 27.1 27.2 27.3 27.4 Man	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 478 . 479 . 484 . 488
27	Défi 27.1 27.2 27.3 27.4 Man	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 478 . 479 . 484 . 488
27	Défi 27.1 27.2 27.3 27.4 Man 28.1 28.2	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 479 . 484 . 488 489 . 490 . 492
27	Défi 27.1 27.2 27.3 27.4 Man 28.1 28.2	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 479 . 484 . 488 489 . 490 . 492
27 28	Défie 27.1 27.2 27.3 27.4 Man 28.1 28.2 28.3	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 479 . 484 . 488 489 . 490 . 492
27 28	Défic 27.1 27.2 27.3 27.4 Man 28.1 28.2 28.3	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 478 . 479 . 484 . 488 489 . 490 . 492 . 493
27 28	Défil 27.1 27.2 27.3 27.4 Man 28.1 28.2 28.3 Anal 29.1 29.2	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 478 . 479 . 484 . 488 489 . 490 . 492 . 493 494 . 494
27 28	Défil 27.1 27.2 27.3 27.4 Man 28.1 28.2 28.3 Anal 29.1 29.2	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 478 . 479 . 484 . 488 489 . 490 . 492 . 493 494 . 494
27 28	Défie 27.1 27.2 27.3 27.4 Man 28.1 28.2 28.3 Anal 29.1 29.2 29.3	nir un plan d'échantillonnage Différents types d'échantillonnage	478 . 478 . 479 . 484 . 488 489 . 490 . 492 . 493 494 . 494 . 499

31	Régi	ression logistique binaire pondérée	512
	31.1	Données des exemples	512
	31.2	Calcul de la régression logistique binaire	513
	31.3	Sélection de modèle	514
	31.4	Affichage des résultats	516
	31.5	Prédictions marginales	518
V	Ma	nipulation avancée	52 0
32	Fusio	on de tables	521
	32.1	Jointures avec dplyr	521
		32.1.1 Clés implicites	521
		32.1.2 Clés explicites	524
		32.1.3 Types de jointures	527
	32.2	Jointures avec merge()	533
	32.3	Ajouter des observations avec bind_rows()	534
33	Date	es avec lubridate	538
	33.1	Création de dates / de dates-heures	538
		33.1.1 lors de l'import d'un fichier CSV \dots .	539
		33.1.2 à partir d'une chaîne de caractères	543
		33.1.3 à partir des composants	544
		33.1.4 conversion	
	33.2	Manipuler les composants d'une date/date-heure	
		33.2.1 Extraire un composant	
		33.2.2 Arrondis	
		33.2.3 Modifier un composant	
	33.3	Durées, périodes, intervalles & Arithmétique	
		33.3.1 Durées (Duration)	
		33.3.2 Périodes (Period)	
		33.3.3 Intervalles (Interval)	
		Calcul d'un âge	
		Fuseaux horaires	
	33.6	Pour aller plus loin	563
3/1	Réor	ganisation avec tidyr	564

VI	An	alyses avancées	565
35	Mod	lèles de comptage (Poisson & apparentés)	566
	35.1	Modèle de Poisson	566
		35.1.1 Préparation des données du premier	
		exemple	567
		35.1.2 Calcul & Interprétation du modèle de	
		Poisson	569
		35.1.3 Évaluation de la surdispersion	573
	35.2	Modèle de quasi-Poisson	577
	35.3	Modèle binomial négatif	580
	35.4	Exemple avec une plus grande surdispersion	584
	35.5	Modèles de comptage avec une variable binaire .	588
	35.6	Données pondérées et plan d'échantillonnage	596
	35.7	Lectures complémentaires $\dots \dots \dots \dots$	599
36	Mod	lèles d'incidence / de taux	600
37	Que	modèle choisir ?	601

Préface

Guide en cours d'écriture

Ce guide est encore incomplet. Le plan prévu est visible à cette adresse : https://github.com/larmarange/guide-R/issues/12.

En attendant, nous vous conseillons de compléter votre lecture par le site analyse-R.

Ce guide porte sur l'analyse de données d'enquêtes avec le logiciel R, un logiciel libre de statitistiques et de traitement de données. Les exemples présentés ici relèvent principalement du champs des sciences sociales quantitatives et des sciences de santé. Ils peuvent néanmoins s'appliquer à d'autre champs disciplinaires. Cependant, comme tout ouvrage, ce guide ne peut être exhaustif.

Ce guide présente 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 librairie).

De même, il ne s'agit pas d'une introduction ou d'un guide pour les utilisatrices et utilisateurs débutant · es. Si vous découvrez \mathbf{R} , nous vous conseillons la lecture de l'Introduction à R et au tidyverse de Julien Barnier (https://juba.github.io/tidyverse/). Vous pouvez également lire les chapitres introductifs d'analyse-R: Introduction à l'analyse d'enquêtes avec R et RStudio (https: //larmarange.github.io/analyse-R/). Néanmoins, quelques rappels sur les bases du langage sont fournis dans la section Bases du langage. Une bonne compréhension de ces dernières, bien qu'un peu ardue de prime abord, permet de comprendre le sens des commandes qu'on utilise et de pleinement exploiter la puissance que R offre en matière de manipulation de données.

R disposent de nombreuses extensions ou packages (plus de 16 000) et il existe souvent plusieurs manières de procéder pour arriver au même résultat. En particulier, en matière de manipulation de données, on oppose¹ souvent base R qui repose sur les fonctions disponibles en standard dans R, la majorité étant fournies dans les packages {base}, {utils} ou encore {stats}, qui sont toujours chargés par défaut, et le {tidyverse} qui est une collection de packages comprenant, entre autres, {dplyr}, {tibble}, {tidyr}, {forcats} ou encore {ggplot2}. Il y a un débat ouvert, parfois passionné, sur le fait de privilégier l'une ou l'autre approche, et les avantages et inconvénients de chacune dépendent de nombreux facteurs, comme la lisibilité du code ou bien les performances en temps de calcul. Dans ce guide, nous avons adopté un point de vue pragmatique et utiliserons, le plus souvent mais pas exclusivement, les fonctions du {tidyverse}, de même que nous avons privilégié d'autres packages, comme {gtsummary} ou {questionr} par exemple pour la statistique descriptive. Cela ne signifie pas, pour chaque point abordé, qu'il s'agit de l'unique manière de procéder. Dans certains cas, il s'agit simplement de préférences personnelles.

Bien qu'il en reprenne de nombreux contenus, ce guide ne se substitue pas au site analyse-R. Il s'agit plutôt d'une version complémentaire qui a vocation à être plus structurée et parfois plus sélective dans les contenus présentés.

En complément, on pourra également se référer aux webin-R, une série de vidéos avec partage d'écran, librement accessibles sur Youtube : https://www.youtube.com/c/webinR.

Cette version du guide a utilisé r R.Version() [["version.string"]]. Ce document est généré avec quarto et le code source est disponible sur GitHub. Pour toute suggestion ou correction, vous pouvez ouvrir un ticket GitHub. Pour d'autres questions, vous pouvez utiliser les forums de discussion disponibles en bas de chaque page sur la version web du guide. Ce document est

¹ Une comparaison des deux syntaxes est illustrée par une vignette dédiée de dplyr.

régulièrement mis à jour. La dernière version est consultable sur https://larmarange.github.io/guide-R/.

Remerciements

Ce document a bénéficié de différents apports provenant notamment de l'Introduction à R et de l'Introduction à R et au tidyverse de Julien Barnier et d'analyse-R : introduction à l'analyse d'enquêtes avec R et RStudio.

Merci donc à Julien Barnier, Julien Biaudet, François Briatte, Milan Bouchet-Valat, Ewen Gallic, Frédérique Giraud, Joël Gombin, Mayeul Kauffmann, Christophe Lalanne & Nicolas Robette.

Licence

Ce document est mis à disposition selon les termes de la Licence Creative Commons Attribution - Pas d'Utilisation Commerciale - Partage dans les Mêmes Conditions 4.0 International.



partie I Bases du langage

1 Packages

L'installation par défaut du logiciel ${\bf R}$ 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 en anglais) pouvant être installées par l'utilisateur et fournissant alors diverses fonctionnalités supplémentaires.

Il existe un très grand nombre d'extensions (plus de 16 000 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.

On peut aussi citer le site Awesome R (https://github.com/q inwf/awesome-R) qui fournit une liste d'extensions choisies et triées par thématique.

1.1 Installation (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 {gtsummary}:

```
install.packages("gtsummary")
```

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

Alternativement, on pourra avoir recours au package {remotes} et à sa fonction remotes::install_cran():

```
remotes::install_cran("gtsummary")
```

Note

Le package {remotes} n'est pas disponible par défaut sous R et devra donc être installé classiquement avec install.packages("remotes"). À la différence de install.packages(), remotes::install_cran() vérifie si le package est déjà installé et, si oui, si la version installée est déjà la dernière version, avant de procéder à une installation complète si et seulement si cela est nécessaire.

1.2 Chargement

Une fois un package installé (c'est-à-dire que ses fichiers ont eté téléchargés et copiés sur votre ordinateur), ses fonctions et objets ne sont pas directement accessibles. Pour pouvoir les utiliser, il faut, à chaque session de travail, charger le package en mémoire avec la fonction library() ou la fonction require():

```
library(gtsummary)
```

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.

Alternativement, pour accéder à un objet ou une fonction d'un package sans avoir à le charger en mémoire, on pourra avoir recours à l'opérateur ::. Ainsi, l'écriture p::f() signifie la fonction f() du package p. Cette écriture sera notamment utilisée tout au long de ce guide pour indiquer à quel package appartient telle fonction : remotes::install_cran() indique que la fonction install_cran() provient du packages {remotes}.

Important

Il est important de bien comprendre la différence entre install.packages() et library(). La première va chercher un package sur internet et l'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.

1.3 Mise à jour

Pour mettre à jour l'ensemble des pacakges installés, il suffit d'exécuter la fonction update.packages() :

```
update.packages()
```

Sous $\mathbf{RStudio}$, 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():

```
remove.packages("gtsummary")
```

¶ Installer / Mettre à jour les packages utilisés par un projet

Après une mise à jour majeure de **R**, il est souvent nécessaire de réinstaller tous les packages utilisés. De même, on peut parfois souhaiter mettre à jour uniquement les packages utilisés par un projet donné sans avoir à mettre à jour tous les autres packages présents sur son PC.

Une astuce consiste à avoir recours à la fonction renv::dependencies() qui examine le code du projet courant pour identifier les packages utilisés, puis à passer cette liste de packages à remotes::install_cran() qui installera les packages manquants ou pour lesquels une mise à jour est disponible.

Il vous suffit d'exécuter la commande ci-dessous :

```
renv::dependencies() |>
  purrr::pluck("Package") |>
  unique() |>
  remotes::install_cran()
```

1.4 Installation depuis GitHub

Certains packages ne sont pas disponibles sur **CRAN** mais seulement sur **GitHub**, une plateforme de développement informatique. Il s'agit le plus souvent de packages qui ne sont pas encore suffisament matures pour être diffusés sur **CRAN** (sachant que des vérifications strictes sont effectués avant qu'un package ne soit référencés sur **CRAN**).

Dans d'autres cas de figure, la dernière version stable d'un package est disponible sur **CRAN** tandis que la version en cours de développement est, elle, disponible sur **GitHub**. Il fuat être vigilant avec les versions de développement. Parfois, elle corrige un bug ou introduit une nouvelle fonctionnalité qui n'est pas encore dans la version stable. Mais les versions de développement peuvent aussi contenir de nouveaux bugs ou des fonctionnalités instables.

⚠ Sous Windows

Pour les utilisatrices et utilisateurs sous **Windows**, il faut être conscient que le code source d'un package doit être compilé afin de pouvoir être utilisé. **CRAN** fournit une version des packages déjà compilée pour **Windows** ce qui facilite l'installation.

Par contre, lorsque l'on installe un package depuis **GitHub**, **R** ne récupère que le code source et il est donc nécessaire de compiler localement le package. Pour cela, il est nécessaire que soit installé sur le PC un outil complémentaire appelé **RTools**. Il est téléchargeable à l'adresse https://cran.r-project.org/bin/windows/Rtools/.

Le code source du package {labelled} est disponible sur **GitHub** à l'adresse https://github.com/larmarange/labelled. Pour installer la version de dévelopment de {labelled}, on aura recours à la fonction remotes::install_github() à laquelle on passera la partie située à droite de https://github.com/dans l'URL du package, à savoir:

```
remotes::install_github("larmarange/labelled")
```

1.5 Le tidyverse

Le terme {tidyverse} est une contraction de *tidy* (qu'on pourrait traduire par bien rangé) et de *universe*. Il s'agit en fait d'une collection de packages conçus pour travailler ensemble et basés sur une philosophie commune.

Ils abordent un très grand nombre d'opérations courantes dans ${f R}$ (la liste n'est pas exhaustive) :

- visualisation ({ggplot2})
- manipulation des tableaux de données ({dplyr}, {tidyr})
- import/export de données ({readr}, {readxl}, {haven})
- manipulation de variables ({forcats}, {stringr}, {lubridate})

• programmation ({purrr}, {magrittr}, {glue})

Un des objectifs de ces extensions est de fournir des fonctions avec une syntaxe cohérente, qui fonctionnent bien ensemble, et qui retournent des résultats prévisibles. Elles sont en grande partie issues du travail d'Hadley Wickham, qui travaille désormais pour RStudio.

{tidyverse} est également le nom d'une extension générique qui permets d'installer en une seule commande l'ensemble des packages constituant le *tidyverse* :

```
install.packages("tidyverse")
```

Lorsque l'on charge le package {tidyverse} avec library(), cela charge également en mémoire les principaux packages du tidyverse².

library(tidyverse)

² Si on a besoin d'un autre package du *tidyverse* comme {lubridate}, il faudra donc le charger individuellement.

```
-- Attaching core tidyverse packages ----- tidyverse 2.0.0 --
           1.1.2
v dplyr
                     v readr
                                 2.1.4
           1.0.0
                                 1.5.0
v forcats
                     v stringr
v ggplot2
           3.4.3
                     v tibble
                                 3.2.1
                                 1.3.0
v lubridate 1.9.2
                     v tidyr
           1.0.1
v purrr
                                          -- Conflicts -----
x dplyr::filter() masks stats::filter()
x dplyr::lag()
                 masks stats::lag()
i Use the conflicted package (<a href="http://conflicted.r-lib.org/">http://conflicted.r-lib.org/</a>) to force all conflicts to become
```



Figure 1.1: Packages chargés avec library(tidyverse)

2 Vecteurs

Les vecteurs sont l'objet de base de ${\bf R}$ et correspondent à une liste de valeurs. Leurs propriétés fondamentales sont :

- les vecteurs sont unidimensionnels (i.e. ce sont des objets 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.

2.1 Types et classes

Dans \mathbf{R} , il existe plusieurs types fondamentaux de vecteurs et, en particulier, :

- les nombres réels (c'est-à-dire les nombres décimaux³), par exemple 5.23;
- les nombres entiers, que l'on saisi en ajoutant le suffixe L^4 , par exemple 4L;
- les chaînes de caractères (qui correspondent à du texte),
 que l'on saisit avec des guillemets doubles (") ou simples
 ('), par exemple "abc";
- les valeurs logiques ou valeurs booléennes, à savoir vrai ou faux, que l'on représente avec les mots TRUE et FALSE (en majuscules⁵).

En plus de ces types de base, il existe de nombreux autres types de vecteurs utilisés pour représenter toutes sortes de données, comme les facteurs (voir Chapitre 9) ou les dates (voir Chapitre 33).

³ Pour rappel, **R** étant anglophone, le caractère utilisé pour indiqué les chiffres après la virgule est le point (.).

⁴ R utilise 32 bits pour représenter des nombres entiers, ce qui correspond en informatique à des entiers longs ou *long integers* en anglais, d'où la lettre L utilisée pour indiquer un nombre entier.

⁵ On peut également utiliser les raccourcis T et F. Cependant, pour une meilleure lisibilité du code, il est préférable d'utiliser les versions longues TRUE et FALSE.

La fonction class() renvoie la nature d'un vecteur tandis que la fonction typeof() indique la manière dont un vecteur est stocké de manière interne par R.

Table 2.1: Le type et la classe des principaux types de vecteurs

x	class(x)	typeof(x)
3L	integer	integer
5.3	numeric	double
TRUE	logical	logical
"abc"	character	character
<pre>factor("a")</pre>	factor	integer
as.Date("2020-0	01-01") Date	double

Astuce

Pour un vecteur numérique, le type est "double" car ${\bf R}$ utilise une double précision pour stocker informatiquement les nombres réels.

En interne, les facteurs sont représentés par un nombre entier auquel est attaché une étiquette, c'est pourquoi typeof() renvoie "integer".

Quand aux dates, elles sont stockées en interne sous la forme d'un nombre réel représentant le nombre de jours depuis le 1^{er} janvier 1970, d'où le fait que typeof() renvoie "double".

2.2 Création d'un vecteur

Pour créer un vecteur, on utilisera la fonction ${\tt c}$ () en lui passant la liste des valeurs à combiner⁶.

```
taille <- c(1.88, 1.65, 1.92, 1.76, NA, 1.72) taille
```

[1] 1.88 1.65 1.92 1.76 NA 1.72

⁶ La lettre c est un raccourci du mot anglais *combine*, puisque cette fonction permet de combiner des valeurs individuelles dans un vecteur unique.

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

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

urbain <- c(TRUE, TRUE, FALSE, FALSE, FALSE, TRUE)
urbain</pre>
```

[1] TRUE TRUE FALSE FALSE FALSE TRUE

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

[1] "character"

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

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

```
rep(2, 10)
[1] 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
```

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

```
rep(c("a", "b"), 3)
[1] "a" "b" "a" "b" "a" "b"
```

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 on précisera les arguments from (point de départ), to (point d'arrivée) et by (pas). Quelques exemples valent mieux qu'un long discours :

```
seq(1, 10)

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

seq(5, 17, by = 2)

[1] 5 7 9 11 13 15 17

seq(10, 0)

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

seq(100, 10, by = -10)

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

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 : est un raccourci de la fonction seq() pour créer une suite de nombres entiers. Il s'utilise ainsi :

```
1:5

[1] 1 2 3 4 5

24:32

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

55:43

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

2.3 Longueur d'un vecteur

La longueur d'un vecteur correspond au nombre de valeurs qui le composent. Elle s'obtient avec length():

length(taille)
```

```
length(taille)

[1] 6

length(c("a", "b"))

[1] 2

La longueur d'un vecteur vide (NULL) est zéro.
length(NULL)

[1] 0
```

2.4 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.

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

[1] 4

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

[1] 6

z <- c(x, y)
z

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

length(z)

[1] 10</pre>
```

2.5 Vecteurs nommés

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

```
sexe <- c(
   Michel = "h", Anne = "f",
   Dominique = NA, Jean = "h",</pre>
```

```
Claude = NA, Marie = "f"
)
```

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

```
sexe
```

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

La liste des noms s'obtient avec names().

```
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 :

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

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

Pour supprimer tous les noms, il y a la fonction unname():

```
anonyme <- unname(sexe)
anonyme</pre>
```

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

2.6 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 crochets⁷ ([]) ce qu'on souhaite garder ou non.

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:

```
taille
[1] 1.88 1.65 1.92 1.76 NA 1.72
```

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

```
taille[1]
```

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

```
taille[1:3]

[1] 1.88 1.65 1.92

taille[c(2, 5, 6)]

[1] 1.65 NA 1.72
```

Si on veut le dernier élément :

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

```
taille[length(taille)]
```

[1] 1.72

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

```
taille[c(5, 1, 4, 3)]
[1]
      NA 1.88 1.76 1.92
```

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 :

```
taille[c(-1, -5)]
[1] 1.65 1.92 1.76 1.72
```

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

```
taille[23:25]
```

[1] NA NA NA

2.7 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.

```
sexe["Anna"]
Anna
```

"f"

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...

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

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

2.8 Indexation par condition

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

```
sexe
Michael
                      Dom
                                               Mary
            Anna
                              John
                                      Alex
             "f"
    "h"
                      NΑ
                               "h"
                                        NΑ
                                                "f"
  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.

```
urbain <- c(TRUE, TRUE, FALSE, FALSE, FALSE, 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 :

sexe[urbain]

```
Michael Anna Mary
"h" "f" "f"
```

Supposons qu'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 :

Table 2.2: Opérateurs de comparaison

Opérateur de comparaison	Signification
==	égal à
%in%	appartient à
!=	différent de
>	strictement supérieur à
<	strictement inférieur à
>=	supérieur ou égal à
<=	inférieur ou égal à

Voyons tout de suite un exemple :

```
poids >= 80
```

[1] TRUE FALSE FALSE TRUE TRUE FALSE

Que s'est-il passé ? Nous avons fourni à ${\bf R}$ 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 :

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

[1] 1.88 1.76 NA

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

Table 2.3: Opérateurs logiques

Opérateur logique	Signification
& 	et logique ou logique
į.	négation logique

Supposons que je veuille identifier les personnes pesant 80 kilogrammes ou plus **et** vivant en milieu urbain :

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

[1] TRUE FALSE FALSE FALSE FALSE

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

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

[1] TRUE TRUE FALSE TRUE TRUE TRUE

Comparaison et valeur manquante

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.

```
taille
```

[1] 1.88 1.65 1.92 1.76 NA 1.72

```
taille > 1.8
```

[1] TRUE FALSE TRUE FALSE NA FALSE

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():

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

[1] FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE

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 :

```
taille
```

[1] 1.88 1.65 1.92 1.76 NA 1.72

poids

[1] 80 63 75 87 82 67

poids[taille > 1.8]

```
[1] 80 75 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 lorsqu'on a des valeurs manquantes de les exclure ainsi:

```
poids[taille > 1.8 & !is.na(taille)]
[1] 80 75
```

2.9 Assignation par indexation

L'indexation peut être combinée avec l'assignation (opérateur <-) pour modifier seulement certaines parties d'un vecteur. Ceci fonctionne pour les différents types d'indexation évoqués précédemment.

```
v <- 1:5
[1] 1 2 3 4 5
  v[1] <- 3
[1] 3 2 3 4 5
  sexe["Alex"] <- "non-binaire"</pre>
  sexe
      Michael
                                                                        Alex
                         Anna
                                          Dom
                                                        John
           "h"
                          "f"
                                           NA
                                                          "h" "non-binaire"
         Mary
           "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 :

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

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

```
length(sexe)
[1] 6
  sexe[7] <- "f"
  sexe
      Michael
                         Anna
                                         Dom
                                                       John
                                                                       Alex
      "Homme"
                          "f"
                                     "Homme"
                                                    "Homme" "non-binaire"
         Mary
          "f"
                          "f"
  length(sexe)
```

[1] 7

2.10 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() permet de connaître le type du vecteur et la fonction length() sa longueur, c'est-à-dire son nombre d'éléments.
- 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 de sa création ou avec la fonction names().
- L'indexation consiste à extraire certains éléments d'un vecteur. Pour cela, on indique ce qu'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 représentent la position dans le vecteur des éléments qu'on souhaite extraire. Un nombre négatif s'interprète comme tous les éléments sauf celui-là.
- Si on indique des chaînes de caractères, c'est l'indexation par nom : on indique le nom des éléments qu'on souhaite extraire. Cette forme d'indexation ne fonctionne que si le vecteur est nommé.
- Si on transmet 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 (<-).

2.11 webin-R

On pourra également se référer au webin-R #02 (les bases du langage R) sur YouTube.

https://youtu.be/Eh8piunoqQc

3 Listes

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

3.1 Propriétés et création

Une liste se crée tout simplement avec la fonction list() :

```
11 <- list(1:5, "abc")
11

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

[[2]]
[1] "abc"</pre>
```

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 créé une liste 11 composée de deux éléments : un vecteur d'entiers de longueur 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() :

```
length(11)
```

[1] 2

Comme les vecteurs, une liste peut être nommée et les noms des éléments d'une liste sont accessibles avec names():

```
12 <- list(
    minuscules = letters,
    majuscules = LETTERS,
    mois = month.name
  )
  12
$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"
  length(12)
[1] 3
  names(12)
[1] "minuscules" "majuscules" "mois"
Que se passe-t-il maintenant si on effectue la commande sui-
```

Que se passe-t-il maintenant si on effectue la commande suivante?

```
1 <- list(11, 12)
```

À votre avis, quelle est la longueur de cette nouvelle liste 1 ? 5 ?

```
length(1)
```

[1] 2

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

```
str(1)

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 tous types d'objets, y compris d'autres listes. Pour combiner les éléments d'une liste, il faut utiliser la fonction append() :

```
1 <- append(11, 12)
length(1)

[1] 5

str(1)

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" ...</pre>
```

Note

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

3.2 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.

```
1
[[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"
                             "March"
                                          "April"
                                                                  "June"
                 "February"
                                                      "May"
 [7] "July"
                             "September" "October"
                                                      "November" "December"
                 "August"
  1[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"
  1[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"
  1[c(TRUE, TRUE, FALSE, FALSE, TRUE)]
[[1]]
[1] 1 2 3 4 5
[[2]]
[1] "abc"
$mois
 [1] "January"
                              "March"
                                           "April"
                 "February"
                                                       "May"
                                                                    "June"
                              "September" "October"
 [7] "July"
                 "August"
                                                       "November"
                                                                   "December"
Même si on extrait un seul élément, l'extraction obtenue avec
les crochets simples renvoie toujours une liste, ici composée d'un
seul élément :
  str(1[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 :

```
mean(1[1])
```

Warning in mean.default(1[1]): l'argument n'est ni numérique, ni logique : renvoi de NA

Γ17 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 qu'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.

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

str(1[[1]])
int [1:5] 1 2 3 4 5
```

Maintenant, nous pouvons calculer notre moyenne:

```
mean(1[[1]])
```

[1] 3

Nous pouvons aussi utiliser l'indexation par nom.

1[["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 qu'on utilise ainsi :

1\$mois

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

Les écritures 1\$mois et 1[["mois"]] sont équivalentes. Attention! Cela ne fonctionne que pour l'indexation par nom.

1\$1

Error: unexpected numeric constant in "1\$1"

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

```
1[[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"</pre>
```

```
$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"

3.3 En résumé

- Les listes sont des objets unidimensionnels pouvant contenir tout type d'objet, y compris d'autres listes.
- Elles ont une longueur qu'on obtient avec length().
- On crée 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 base::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 qu'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"]].

3.4 webin-R

On pourra également se référer au webin-R #02 (les bases du langage R) sur YouTube.

https://youtu.be/Eh8piunoqQc

4 Tableaux de données

Les tableaux de données, ou *data frame* en anglais, est un type d'objets essentiel pour les données d'enquêtes.

4.1 Propriétés et création

Dans **R**, les tableaux de données sont tout simplement des listes (voir Chapitre 3) avec quelques propriétés spécifiques :

- 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 qu'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():

```
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</pre>
```

```
31
            TRUE
2
     f
3
     h
        29
            TRUE
4
     h
        35 FALSE
  str(df)
'data.frame':
                4 obs. of 3 variables:
               "f" "f" "h" "h"
$ sexe : chr
$ 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:

```
length(df)

[1] 3

names(df)

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

Comme tous les éléments d'un tableau de données ont la même longueur, 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.

```
nrow(df)
[1] 4
    ncol(df)
[1] 3
```

```
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():

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

4.2 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.

```
df [1]
```

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

```
df[[1]]
```

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

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:

df

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

```
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.

```
df["Michael", "age"]
[1] 29
    df[c(F, F, T, F), c(F, T, F)]
[1] 29
```

```
df[3, "age"]
[1] 29
  df["Michael", 2]
[1] 29
```

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

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

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

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

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

Il a suffi de laisser un espace vide avant ou après la virgule.



Avertissement

ATTENTION! Il est cependant impératif de laisser la virgule pour indiquer à \mathbf{R} qu'on souhaite effectuer une indexation à deux dimensions. Si on oublie la virgule, cela nous ramène au mode de fonctionnement des listes. Et le résultat n'est pas forcément le même :

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

df[, 2]

[1] 52 31 29 35

df[2]

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

Note

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

```
sultat renvoyé.

str(df[2, ])

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

str(df[, 2])

num [1:4] 52 31 29 35

str(df[2])

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

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

num [1:4] 52 31 29 35

df[2,] signifie qu'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'occurrence 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 longueur quatre. Reste df[, 2] qui renvoie toutes les observations pour la seconde colonne. Or l'indexation bidimensionnelle a un fonctionnement un peu particulier : par défaut elle renvoie un tableau de données mais s'il y a une seule variable dans l'extraction, c'est un vecteur qui est renvoyé. Pour plus de détails, on pourra consulter l'entrée d'aide help("[.data.frame").

4.3 Afficher les données

Prenons un tableau de données un peu plus conséquent, en l'occurrence le jeu de données ?questionr::hdv2003 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.

```
library(questionr)
data(hdv2003)
```

Si on demande d'afficher l'objet hdv2003 dans la console (résultat non reproduit ici), **R** va afficher l'ensemble du contenu de hdv2003 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 qu'on peut appeler avec la fonction View().

View(hdv2003)



Figure 4.1: Interface View() de R RStudio

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 :

head(hdv2003)

```
id age sexe
                                                              nivetud
                                                                         poids
      28 Femme Enseignement superieur y compris technique superieur 2634.398
2
      23 Femme
                                                                 <NA> 9738.396
3
  3
     59 Homme
                                   Derniere annee d'etudes primaires 3994.102
  4
      34 Homme Enseignement superieur y compris technique superieur 5731.662
5
  5
     71 Femme
                                  Derniere annee d'etudes primaires 4329.094
     35 Femme
                      Enseignement technique ou professionnel court 8674.699
6
  6
                             qualif freres.soeurs clso
1 Exerce une profession
                           Employe
                                                   Oui
        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
                                                   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
  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
        Non
                    Non
                                  Non
                                          Oui
                                                  Non
                                                         Non
                                                                Non
                                                                            0
1
2
        Non
                    Non
                                                  Non
                                                                Oui
                                                                            1
                                  Non
                                          Non
                                                         Oui
3
        Non
                                                  Non
                                                                Oui
                                                                            0
                    Non
                                  Non
                                          Non
                                                         Non
                                                                            2
4
        Non
                    Non
                                  Non
                                          Oui
                                                  Oui
                                                         Oui
                                                                Oui
5
        Non
                    Non
                                  Non
                                          Non
                                                  Non
                                                         Non
                                                                Non
                                                                            3
6
                                                                            2
        Non
                    Non
                                  Non
                                          Non
                                                  Non
                                                         Oui
                                                                Oui
```

tail(hdv2003, 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
                                                   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
     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} propose une fonction dplyr::glimpse() (ce qui signifie aperçu en anglais) qui permet de visualiser rapidement et de manière condensée le contenu d'un tableau de données.

```
library(dplyr)
glimpse(hdv2003)
```

Rows: 2,000 Columns: 20

\$ id <int> 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 1~

```
<int> 28, 23, 59, 34, 71, 35, 60, 47, 20, 28, 65, 47, 63, 67, ~
$ age
$ sexe
              <fct> Femme, Femme, Homme, Homme, Femme, Femme, Femme, Homme, ~
              <fct> "Enseignement superieur y compris technique superieur", ~
$ nivetud
              <dbl> 2634.3982, 9738.3958, 3994.1025, 5731.6615, 4329.0940, 8~
$ poids
$ occup
              <fct> "Exerce une profession", "Etudiant, eleve", "Exerce une ~
              <fct> Employe, NA, Technicien, Technicien, Employe, Employe, 0~
$ qualif
$ freres.soeurs <int> 8, 2, 2, 1, 0, 5, 1, 5, 4, 2, 3, 4, 1, 5, 2, 3, 4, 0, 2,~
              <fct> Oui, Oui, Non, Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, O~
$ clso
$ relig
              <fct> Ni croyance ni appartenance, Ni croyance ni appartenance~
$ trav.imp
              <fct> Peu important, NA, Aussi important que le reste, Moins i~
              <fct> Insatisfaction, NA, Equilibre, Satisfaction, NA, Equilib~
$ trav.satisf
$ hard.rock
              $ lecture.bd
$ peche.chasse
              <fct> Non, Non, Non, Non, Non, Oui, Oui, Non, Non, Non, N~
$ cuisine
              <fct> Oui, Non, Non, Oui, Non, Non, Oui, Oui, Non, Non, Oui, N~
              <fct> Non, Non, Non, Oui, Non, Non, Oui, Non, Oui, O~
$ bricol
$ cinema
              <fct> Non, Oui, Non, Oui, Non, Oui, Non, Non, Oui, Oui, Oui, N~
$ sport
              <fct> Non, Oui, Oui, Oui, Non, Oui, Non, Non, Oui, Non, O~
              <dbl> 0.0, 1.0, 0.0, 2.0, 3.0, 2.0, 2.9, 1.0, 2.0, 2.0, 1.0, 0~
$ heures.tv
```

L'extension {labelled} propose une fonction labelled::look_for() qui permet de lister les différentes variables d'un fichier de données:

```
library(labelled)
look_for(hdv2003)
```

```
pos variable
                    label col_type missing
1
    id
                           int
                                     0
                           int
                                     0
    age
3
    sexe
                           fct
                                     0
4
    nivetud
                           fct
                                     112
```

7 qualif - fct 347

- 8 freres.soeurs int 0 9 clso - fct 0
- 10 relig fct 0
- 11 trav.imp fct 952
- 12 trav.satisf fct 952
- 13 hard.rock fct 0
- 14 lecture.bd fct 0
- 15 peche.chasse fct 0
- 16 cuisine fct 0
- 17 bricol fct 0

18 cinema - fct 0

19 sport - fct 0

20 heures.tv - dbl 5
values

Homme

Femme

N'a jamais fait d'etudes
A arrete ses etudes, avant la derniere ann~
Derniere annee d'etudes primaires
ler cycle
2eme cycle
Enseignement technique ou professionnel co~
Enseignement technique ou professionnel lo~
Enseignement superieur y compris technique~

Exerce une profession
Chomeur
Etudiant, eleve
Retraite
Retire des affaires
Au foyer
Autre inactif
Ouvrier specialise
Ouvrier qualifie
Technicien
Profession intermediaire
Cadre
Employe
Autre

Oui Non Ne sait pas Pratiquant regulier Pratiquant occasionnel Appartenance sans pratique Ni croyance ni appartenance Rejet NSP ou NVPR Le plus important Aussi important que le reste Moins important que le reste Peu important Satisfaction Insatisfaction Equilibre Non Oui Non Oui Non Oui Non Oui Non Oui Non Oui Non Oui

Lorsqu'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 labelled::look_for() un mot-clé pour limiter la recherche. Par exemple :

```
look_for(hdv2003, "trav")
```

Equilibre

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.

summary(hdv2003)

```
id
                                      sexe
                         :18.00
Min.
           1.0
                                   Homme: 899
                 Min.
1st Qu.: 500.8
                  1st Qu.:35.00
                                   Femme: 1101
Median :1000.5
                 Median :48.00
Mean
       :1000.5
                         :48.16
                 Mean
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 supe	erieur: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	e :203	Mean : 3.283
Retire des affaires : 77 Profession interme	ediaire:160	3rd Qu.: 5.000
Au foyer : 171 (Other)	:144	Max. :22.000
Autre inactif : 83 NA's	:347	
clso reli	ig	
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 cinemasport 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.

summary(hdv2003\$sexe)

Homme Femme 899 1101

summary(hdv2003\$age)

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

4.4 En résumé

- 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 qu'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() renvoie 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 (,).

4.5 webin-R

On pourra également se référer au webin-R #02 (les bases du langage R) sur YouTube.

https://youtu.be/Eh8piunoqQc

5 Tibbles

5.1 Le concept de tidy data

Le {tidyverse} est en partie fondé sur le concept de *tidy data*, développé à l'origine par Hadley Wickham dans un article de 2014 du *Journal of Statistical Software*.

Il s'agit d'un modèle d'organisation des données qui vise à faciliter le travail souvent long et fastidieux de nettoyage et de préparation préalable à la mise en oeuvre de méthodes d'analyse.

Les principes d'un jeu de données tidy sont les suivants :

- 1. chaque variable est une colonne
- 2. chaque observation est une ligne
- 3. chaque type d'observation est dans une table différente

Un chapitre dédié à {tidyr} (voir Chapitre 34) présente comment définir et rendre des données *tidy* avec ce package.

Les extensions du {tidyverse}, notamment {ggplot2} et {dplyr}, sont prévues pour fonctionner avec des données tidy.

5.2 tibbles : des tableaux de données améliorés

Une autre particularité du {tidyverse} est que ces extensions travaillent avec des tableaux de données au format tibble::tibble(), qui est une évolution plus moderne du classique data.frame de R de base.

Ce format est fourni est géré par l'extension du même nom ({tibble}), qui fait partie du coeur du *tidyverse*. La plupart des

fonctions des extensions du *tidyverse* acceptent des *data.frames* en entrée, mais retournent un *tibble*.

Contrairement aux data frames, les tibbles:

- n'ont pas de noms de lignes (rownames)
- autorisent des noms de colonnes invalides pour les data frames (espaces, caractères spéciaux, nombres...) ⁸
- s'affichent plus intelligemment que les data frames : seules les premières lignes sont affichées, ainsi que quelques informations supplémentaires utiles (dimensions, types des colonnes...)
- ne font pas de $partial\ matching\ sur\ les\ noms\ de\ colonnes$
- affichent un avertissement si on essaie d'accéder à une colonne qui n'existe pas

Pour autant, les tibbles restent compatibles avec les data frames.

Il est possible de créer un *tibble* manuellement avec tibble::tibble().

```
library(tidyverse)
tibble(
    x = c(1.2345, 12.345, 123.45, 1234.5, 12345),
    y = c("a", "b", "c", "d", "e")
)
```

```
# A tibble: 5 x 2

x y

<dbl> <chr>
1 1.23 a

2 12.3 b

3 123. c

4 1234. d

5 12345 e
```

On peut ainsi facilement convertir un data frame en tibble avec tibble::as_tibble():

⁸ Quand on veut utiliser des noms de ce type, on doit les entourer avec des backticks (')

 $^{^9}$ Dans **R** base, si une table d contient une colonne qualif, dqqual retournera cette colonne.

```
d <- as_tibble(mtcars)
d</pre>
```

```
# A tibble: 32 x 11
     mpg
            cyl
                 disp
                           hp
                                drat
                                         wt
                                              qsec
                                                       ٧s
                                                              am
                                                                  gear
   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <
                                                                 <dbl>
                                                          <dbl>
                                                                        <dbl>
                                       2.62
 1
    21
                  160
                          110
                                3.9
                                              16.5
                                                        0
                                                               1
                                                                      4
                                                                             4
 2
    21
                  160
                                       2.88
                                                                      4
                                                                             4
               6
                          110
                                3.9
                                              17.0
                                                        0
                                                               1
 3
    22.8
               4
                  108
                           93
                                3.85
                                       2.32
                                              18.6
                                                               1
                                                                      4
                                                                             1
                                                        1
 4
    21.4
                  258
                                3.08
                                       3.22
                                              19.4
                                                               0
                                                                      3
                                                                             1
              6
                          110
                                                        1
 5
    18.7
                                3.15
                                       3.44
                                              17.0
                                                        0
                                                               0
                                                                      3
                                                                             2
              8
                  360
                          175
 6
    18.1
               6
                  225
                          105
                                2.76
                                       3.46
                                              20.2
                                                        1
                                                               0
                                                                      3
                                                                             1
 7
    14.3
                  360
                          245
                                3.21
                                       3.57
                                              15.8
                                                        0
                                                               0
                                                                      3
                                                                             4
                                                                             2
 8
    24.4
                  147.
                           62
                                3.69
                                       3.19
                                              20
                                                               0
                                                                      4
 9
    22.8
              4
                  141.
                           95
                                3.92
                                       3.15
                                              22.9
                                                        1
                                                               0
                                                                      4
                                                                             2
    19.2
                          123
                                3.92 3.44
                                                                             4
10
               6
                  168.
                                              18.3
                                                        1
                                                               0
                                                                      4
# i 22 more rows
```

D'ailleurs, quand on regarde la classe d'un tibble, on peut s'apercevoir qu'un tibble hérite de la classe data.frame mais possède en plus la classe tbl_df. Cela traduit bien le fait que les *tibbles* restent des *data frames*.

```
class(d)
```

```
[1] "tbl_df" "tbl" "data.frame"
```

Si le *data frame* d'origine a des *rownames*, on peut d'abord les convertir en colonnes avec tibble::rownames_to_column():

```
d <- as_tibble(rownames_to_column(mtcars))
d</pre>
```

```
# A tibble: 32 x 12
                             rowname
                                                                                                                                                                                                                                         cyl
                                                                                                                                                                                                                                                                                        disp
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           hp
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         drat
                                                                                                                                                                            mpg
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      wt
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            qsec
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              ٧S
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             am
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  gear
                               <chr>
                                                                                                                                                        <dbl> 
                                                                                                                                                                 21
                                                                                                                                                                                                                                                           6
                                                                                                                                                                                                                                                                                           160
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        0
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   4
          1 Mazda RX4
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   110
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    3.9
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 2.62
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              16.5
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      1
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               4
                                                                                                                                                                                                                                                           6
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                      1
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   4
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                               4
         2 Mazda RX4 ~
                                                                                                                                                                 21
                                                                                                                                                                                                                                                                                           160
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   110
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 3.9
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 2.88
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    17.0
                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        0
```

```
3 Datsun 710
                                108
                                                           18.6
                  22.8
                                         93
                                             3.85
                                                    2.32
                                                                            1
                                                                                   4
                                                                                          1
 4 Hornet 4 D~
                  21.4
                            6
                                258
                                        110
                                             3.08
                                                    3.22
                                                           19.4
                                                                      1
                                                                            0
                                                                                   3
                                                                                          1
 5 Hornet Spo~
                                360
                                                    3.44
                                                           17.0
                                                                            0
                                                                                   3
                                                                                          2
                  18.7
                            8
                                        175
                                             3.15
                                                                     0
                                                                                   3
 6 Valiant
                  18.1
                            6
                                225
                                        105
                                             2.76
                                                    3.46
                                                           20.2
                                                                      1
                                                                            0
                                                                                          1
 7 Duster 360
                  14.3
                            8
                               360
                                        245
                                             3.21
                                                    3.57
                                                           15.8
                                                                     0
                                                                            0
                                                                                   3
                                                                                          4
 8 Merc 240D
                                147.
                                             3.69
                                                                                   4
                                                                                          2
                  24.4
                            4
                                         62
                                                    3.19
                                                           20
                                                                      1
                                                                            0
 9 Merc 230
                  22.8
                            4
                                141.
                                         95
                                             3.92
                                                    3.15
                                                           22.9
                                                                            0
                                                                                   4
                                                                                          2
                                                                      1
10 Merc 280
                            6
                                168.
                                             3.92
                                                    3.44
                                                           18.3
                                                                                   4
                                                                                          4
                  19.2
                                        123
                                                                      1
                                                                            0
# i 22 more rows
```

À l'inverse, on peut à tout moment convertir un tibble en data frame avec tibble::as.data.frame():

as.data.frame(d)

```
rowname mpg cyl disp hp drat
                                                    wt qsec vs am gear carb
             Mazda RX4 21.0
                               6 160.0 110 3.90 2.620 16.46
                                                               0
                                                                             4
1
2
         Mazda RX4 Wag 21.0
                               6 160.0 110 3.90 2.875 17.02
                                                                       4
                                                                             4
3
            Datsun 710 22.8
                               4 108.0 93 3.85 2.320 18.61
                                                                             1
4
        Hornet 4 Drive 21.4
                               6 258.0 110 3.08 3.215 19.44
                                                                       3
                                                                             1
5
                               8 360.0 175 3.15 3.440 17.02
                                                                       3
                                                                             2
     Hornet Sportabout 18.7
6
               Valiant 18.1
                               6 225.0 105 2.76 3.460 20.22
                                                                       3
                                                                             1
7
            Duster 360 14.3
                               8 360.0 245 3.21 3.570 15.84
                                                                  0
                                                                       3
                                                                             4
                                                                             2
             Merc 240D 24.4
                               4 146.7
                                        62 3.69 3.190 20.00
                                                                       4
8
9
                                                                             2
              Merc 230 22.8
                               4 140.8 95 3.92 3.150 22.90
                                                                       4
              Merc 280 19.2
                               6 167.6 123 3.92 3.440 18.30
10
                                                                             4
11
             Merc 280C 17.8
                               6 167.6 123 3.92 3.440 18.90
                                                                             4
12
            Merc 450SE 16.4
                               8 275.8 180 3.07 4.070 17.40
                                                                       3
                                                                             3
            Merc 450SL 17.3
                               8 275.8 180 3.07 3.730 17.60
13
                                                                       3
                                                                             3
14
           Merc 450SLC 15.2
                               8 275.8 180 3.07 3.780 18.00
                                                                       3
                                                                             3
                                                                  0
15
    Cadillac Fleetwood 10.4
                               8 472.0 205 2.93 5.250 17.98
                                                                       3
                                                                             4
16
  Lincoln Continental 10.4
                               8 460.0 215 3.00 5.424 17.82
                                                               0
                                                                  0
                                                                       3
                                                                             4
     Chrysler Imperial 14.7
                               8 440.0 230 3.23 5.345 17.42
                                                                       3
                                                                             4
17
                                  78.7
                                        66 4.08 2.200 19.47
18
              Fiat 128 32.4
                               4
                                                                       4
                                                                             1
19
           Honda Civic 30.4
                                  75.7
                                         52 4.93 1.615 18.52
                                                                             2
20
        Toyota Corolla 33.9
                               4
                                  71.1
                                         65 4.22 1.835 19.90
                                                                  1
                                                                       4
                                                                             1
21
         Toyota Corona 21.5
                               4 120.1
                                        97 3.70 2.465 20.01
                                                                  0
                                                                       3
                                                                             1
22
                               8 318.0 150 2.76 3.520 16.87
                                                                             2
      Dodge Challenger 15.5
                                                                  0
                                                                       3
                                                                             2
23
           AMC Javelin 15.2
                               8 304.0 150 3.15 3.435 17.30
                                                                       3
                                                               0
            Camaro Z28 13.3
                               8 350.0 245 3.73 3.840 15.41
24
                                                                       3
                                                                             4
```

```
25
     Pontiac Firebird 19.2
                            8 400.0 175 3.08 3.845 17.05
26
            Fiat X1-9 27.3 4 79.0 66 4.08 1.935 18.90 1
                                                                     1
27
        Porsche 914-2 26.0 4 120.3 91 4.43 2.140 16.70
                                                                     2
28
         Lotus Europa 30.4
                            4 95.1 113 3.77 1.513 16.90 1
                                                                 5
                                                                     2
29
       Ford Pantera L 15.8
                            8 351.0 264 4.22 3.170 14.50 0 1
                                                                 5
                                                                     4
30
         Ferrari Dino 19.7
                            6 145.0 175 3.62 2.770 15.50 0
                                                                 5
                                                                     6
31
        Maserati Bora 15.0
                            8 301.0 335 3.54 3.570 14.60 0 1
                                                                     8
32
           Volvo 142E 21.4
                            4 121.0 109 4.11 2.780 18.60 1 1
                                                                     2
```

Là encore, on peut convertir la colonne *rowname* en "vrais" *rownames* avec tibble::column_to_rownames():

```
column_to_rownames(as.data.frame(d))
```

	mpg	cyl	disp	hp	drat	wt	qsec	٧s	\mathtt{am}	gear	carb
Mazda RX4	21.0	6	160.0	110	3.90	2.620	16.46	0	1	4	4
Mazda RX4 Wag	21.0	6	160.0	110	3.90	2.875	17.02	0	1	4	4
Datsun 710	22.8	4	108.0	93	3.85	2.320	18.61	1	1	4	1
Hornet 4 Drive	21.4	6	258.0	110	3.08	3.215	19.44	1	0	3	1
Hornet Sportabout	18.7	8	360.0	175	3.15	3.440	17.02	0	0	3	2
Valiant	18.1	6	225.0	105	2.76	3.460	20.22	1	0	3	1
Duster 360	14.3	8	360.0	245	3.21	3.570	15.84	0	0	3	4
Merc 240D	24.4	4	146.7	62	3.69	3.190	20.00	1	0	4	2
Merc 230	22.8	4	140.8	95	3.92	3.150	22.90	1	0	4	2
Merc 280	19.2	6	167.6	123	3.92	3.440	18.30	1	0	4	4
Merc 280C	17.8	6	167.6	123	3.92	3.440	18.90	1	0	4	4
Merc 450SE	16.4	8	275.8	180	3.07	4.070	17.40	0	0	3	3
Merc 450SL	17.3	8	275.8	180	3.07	3.730	17.60	0	0	3	3
Merc 450SLC	15.2	8	275.8	180	3.07	3.780	18.00	0	0	3	3
Cadillac Fleetwood	10.4	8	472.0	205	2.93	5.250	17.98	0	0	3	4
Lincoln Continental	10.4	8	460.0	215	3.00	5.424	17.82	0	0	3	4
Chrysler Imperial	14.7	8	440.0	230	3.23	5.345	17.42	0	0	3	4
Fiat 128	32.4	4	78.7	66	4.08	2.200	19.47	1	1	4	1
Honda Civic	30.4	4	75.7	52	4.93	1.615	18.52	1	1	4	2
Toyota Corolla	33.9	4	71.1	65	4.22	1.835	19.90	1	1	4	1
Toyota Corona	21.5	4	120.1	97	3.70	2.465	20.01	1	0	3	1
Dodge Challenger	15.5	8	318.0	150	2.76	3.520	16.87	0	0	3	2
AMC Javelin	15.2	8	304.0	150	3.15	3.435	17.30	0	0	3	2
Camaro Z28	13.3	8	350.0	245	3.73	3.840	15.41	0	0	3	4
Pontiac Firebird	19.2	8	400.0	175	3.08	3.845	17.05	0	0	3	2

```
Fiat X1-9
                     27.3
                               79.0
                                     66 4.08 1.935 18.90
                                                                         1
Porsche 914-2
                     26.0
                            4 120.3
                                     91 4.43 2.140 16.70
                                                                    5
                                                                         2
Lotus Europa
                     30.4
                            4 95.1 113 3.77 1.513 16.90
                                                                    5
                                                                         2
                                                            1
                            8 351.0 264 4.22 3.170 14.50
                                                                    5
                                                                         4
Ford Pantera L
                     15.8
                                                            0
                                                               1
Ferrari Dino
                     19.7
                            6 145.0 175 3.62 2.770 15.50
                                                            0
                                                               1
                                                                    5
                                                                         6
Maserati Bora
                     15.0
                            8 301.0 335 3.54 3.570 14.60
                                                                    5
                                                                         8
                                                            0
Volvo 142E
                     21.4
                            4 121.0 109 4.11 2.780 18.60
                                                                    4
                                                                         2
```

Note

Les deux fonctions tibble::column_to_rownames() et tibble::rownames_to_column() acceptent un argument supplémentaire var qui permet d'indiquer un nom de colonne autre que le nom rowname utilisé par défaut pour créer ou identifier la colonne contenant les noms de lignes.

5.3 Données et tableaux imbriqués

Une des particularités des *tibbles* est qu'ils acceptent, à la différence des *data frames*, des colonnes composées de listes et, par extension, d'autres tibbles (qui sont des listes)!

```
d <- tibble(</pre>
    g = c(1, 2, 3),
    data = list(
      tibble(x = 1, y = 2),
      tibble(x = 4:5, y = 6:7),
      tibble(x = 10)
    )
  )
  d
# A tibble: 3 x 2
      g data
  <dbl> <list>
      1 <tibble [1 x 2]>
      2 <tibble [2 x 2]>
2
3
      3 <tibble [1 x 1]>
```

```
d$data[[2]]
```

Cette fonctionalité, combinée avec les fonctions de {tidyr} et de {purrr}, s'avère très puissante pour réaliser des opérations multiples en peu de ligne de code.

Dans l'exemple ci-dessous, nous réalisons des régressions linéaires par sous-groupe et les présentons dans un même tableau. Pour le moment, le code présenté doit vous sembler complexe et un peu obscur. Pas de panique : tout cela sera clarifié dans les differents chapitres de ce guide. Ce qu'il y a à retenir pour le moment, c'est la possibilité de stocker, dans les colonnes d'un *tibble*, différent types de données, y compris des sous-tableaux, des résultats de modèles et même des tableaux mis en forme.

```
reg <-
    iris |>
    group_by(Species) |>
    nest() |>
    mutate(
      model = map(
        data,
        ~ lm(Sepal.Length ~ Petal.Length + Petal.Width, data = .)
      ),
      tbl = map(model, gtsummary::tbl_regression)
    )
  reg
# A tibble: 3 x 4
# Groups:
            Species [3]
  Species
             data
                               model tbl
  <fct>
             t>
                                <list> <list>
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteris		p- value			p- value		95% a CI	p- value
Petal.Length	- 0.20, 0.99	0.2	0.93	0.59, 1.3	< 0.00)11.0	0.81, 1.2	<0.001
Petal.Wi@lf/hl	- 0.27, 1.7	0.2	0.32	- 1.1, 0.49	0.4	0.01	- 0.35, 0.37	>0.9

6 Attributs

Les objets \mathbf{R} peuvent avoir des attributs qui correspondent en quelque sorte à des métadonnées associées à l'objet en question. Techniquement, un attribut peut être tout type d'objet \mathbf{R} (un vecteur, une liste, une fonction...).

Parmi les attributs les plus courants, on retrouve nottament :

- class : la classe de l'objet
- lenghth : sa longueur
- names : les noms donnés aux éléments de l'objet
- levels : pour les facteurs, les étiquettes des différents niveaux
- label : une étiquette de variable

La fonction attributes() permet de lister tous les attributs associés à un objet.

```
attributes(iris)
```

\$names

[1] "Sepal.Length" "Sepal.Width" "Petal.Length" "Petal.Width" "Species"

\$class

[1] "data.frame"

\$row.names

[1] [19] [37] [55] [73] [91] 99 100 101 102 103 104 105 106 107 108 [109] 109 110 111 112 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126

```
[127] 127 128 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144
[145] 145 146 147 148 149 150
```

Pour accéder à un attribut spécifique, on aura recours à attr() en spéficiant à la fois l'objet considéré et le nom de l'attribut

```
souhaité.
  iris |> attr("names")
[1] "Sepal.Length" "Sepal.Width" "Petal.Length" "Petal.Width" "Species"
Pour les attributs les plus courants de R, il faut noter qu'il
existe le plus souvent des fonctions spécifiques, comme class(),
names() ou row.names().
  class(iris)
[1] "data.frame"
  names(iris)
[1] "Sepal.Length" "Sepal.Width" "Petal.Length" "Petal.Width" "Species"
La fonction attr(), associée à l'opérateur d'assignation (<-)
permet également de définir ses propres attributs.
  attr(iris, "perso") <- "Des notes personnelles"
  attributes(iris)
$names
[1] "Sepal.Length" "Sepal.Width" "Petal.Length" "Petal.Width" "Species"
```

\$class

[1] "data.frame"

\$row.names

```
[1]
            2
       1
                3
                    4
                        5
                            6
                                 7
                                     8
                                         9
                                            10
                                                11
                                                     12
                                                             14
                                                                      16
                                                         13
                                                                 15
                                                                          17
                                                                              18
[19]
      19
           20
               21
                   22
                       23
                            24
                                25
                                    26
                                        27
                                            28
                                                 29
                                                     30
                                                         31
                                                             32
                                                                 33
                                                                      34
                                                                          35
                                                                              36
[37]
       37
           38
               39
                   40
                       41
                            42
                                43
                                    44
                                        45
                                            46
                                                 47
                                                     48
                                                         49
                                                             50
                                                                 51
                                                                      52
                                                                          53
                                                                              54
[55]
      55
           56
               57
                   58
                       59
                            60
                                61
                                    62
                                        63
                                            64
                                                 65
                                                     66
                                                         67
                                                             68
                                                                 69
                                                                      70
                                                                          71
                                                                              72
[73]
      73
          74
               75
                   76
                       77
                                        81
                                                         85
                                                             86
                                                                 87
                                                                      88
                            78
                               79
                                    80
                                            82
                                                83
                                                     84
                                                                          89
                                                                              90
[91]
      91
          92
               93
                   94
                       95
                           96
                               97
                                    98
                                        99 100 101 102 103 104 105 106 107 108
[109] 109 110 111 112 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126
[127] 127 128 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141 142 143 144
[145] 145 146 147 148 149 150
```

\$perso

[1] "Des notes personnelles"

```
attr(iris, "perso")
```

[1] "Des notes personnelles"

partie II Manipulation de données

7 Le pipe

Il est fréquent d'enchainer des opérations en appelant successivement des fonctions sur le résultat de l'appel précédent.

Prenons un exemple. Supposons que nous ayons un vecteur numérique v dont nous voulons calculer la moyenne puis l'afficher via un message dans la console. Pour un meilleur rendu, nous allons arrondir la moyenne à une décimale, mettre en forme le résultat à la française, c'est-à-dire avec la virgule comme séparateur des décimales, créer une phrase avec le résultat, puis l'afficher dans la console. Voici le code correspondant, étape par étape.

```
v <- c(1.2, 8.7, 5.6, 11.4)
m <- mean(v)
r <- round(m, digits = 1)
f <- format(r, decimal.mark = ",")
p <- paste0("La moyenne est de ", f, ".")
message(p)</pre>
```

La moyenne est de 6,7.

Cette écriture, n'est pas vraiment optimale, car cela entraine la création d'un grand nombre de variables intermédiaires totalement inutiles. Nous pourrions dès lors imbriquer les différentes fonctions les unes dans les autres :

```
message(paste0("La moyenne est de ", format(round(mean(v), digits = 1), decimal.mark
```

La moyenne est de 6,7.

Nous obtenons bien le même résultat, mais la lecture de cette ligne de code est assez difficile et il n'est pas aisé de bien identifier à quelle fonction est rattaché chaque argument.

Une amélioration possible serait d'effectuer des retours à la ligne avec une indentation adéquate pour rendre cela plus lisible.

```
message(
  paste0(
    "La moyenne est de ",
    format(
       round(
          mean(v),
          digits = 1),
       decimal.mark = ","
    ),
    "."
  )
)
```

La moyenne est de 6,7.

C'est déjà mieux, mais toujours pas optimal.

7.1 Le pipe natif de R : |>

Depuis la version 4.1, \mathbf{R} a introduit ce que l'on nomme un *pipe* (tuyau en anglais), un nouvel opérateur noté $|\cdot|$.

Le principe de cet opérateur est de passer l'élément situé à sa gauche comme premier argument de la fonction située à sa droite. Ainsi, l'écriture $x \mid f()$ est équivalente à f(x) et l'écriture $x \mid f(y)$ à f(x, y).

Parfois, on souhaite passer l'objet x à un autre endroit de la fonction f() que le premier argument. Depuis la version 4.2, \mathbf{R} a introduit l'opérateur _,que l'on nomme un placeholder, pour indiquer où passer l'objet de gauche. Ainsi, $x \mid f(y, a = 1)$ devient équivalent à f(y, a = 1). ATTENTION: le

placeholder doit impérativement être transmis à un argument nommé !

Tout cela semble encore un peu abstrait ? Reprenons notre exemple précédent et réécrivons le code avec le *pipe*.

```
v |>
  mean() |>
  round(digits = 1) |>
  format(decimal.mark = ",") |>
  paste0("La moyenne est de ", m = _, ".") |>
  message()
```

La moyenne est de 6,7.

Le code n'est-il pas plus lisible?

Pour visualiser chaque étape du code, vous pouvez consulter le diaporama suivant : https://larmarange.github.io/guide-R/manipulation/ressources/flipbook-pipe.html

7.2 Le pipe du tidyverse : %>%

Ce n'est qu'à partir de la version 4.1 sortie en 2021 que ${\bf R}$ a proposé de manière native un pipe, en l'occurence l'opérateur | >.

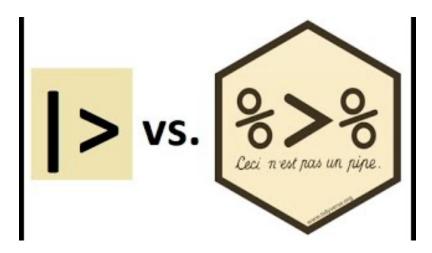
En cela, **R** s'est notamment inspiré d'un opérateur similaire introduit dès 2014 dans le *tidyverse*. Le pipe du *tidyverse* fonctionne de manière similaire. Il est implémenté dans le package {magrittr} qui doit donc être chargé en mémoire. Le *pipe* est également disponible lorsque l'on effecture library(tidyverse).

Cet opérateur s'écrit %>% et il dispose lui aussi d'un *placeholder* qui est le .. La syntaxe du *placeholder* est un peu plus souple puisqu'il peut être passé à tout type d'argument, y compris un argument sans nom. Si l'on reprend notre exemple précédent.

```
library(magrittr)
v %>%
  mean() %>%
  round(digits = 1) %>%
  format(decimal.mark = ",") %>%
  paste0("La moyenne est de ", ., ".") %>%
  message()
```

La moyenne est de 6,7.

7.3 Vaut-il mieux utiliser |> ou %>% ?



Bonne question. Si vous utilisez une version récente de **R** (4.2), il est préférable d'avoir recours au *pipe* natif de **R** dans la mesure où il est plus efficient en termes de temps de calcul car il fait partie intégrante du langage. Dans ce guide, nous privilégeons d'ailleurs l'utilisation de |>.

Si votre code nécessite de fonctionner avec différentes versions de **R**, par exemple dans le cadre d'un package, il est alors préférable, pour le moment, d'utiliser celui fourni par {magrittr} (%>%).

7.4 Accéder à un élément avec

purrr::pluck() et purrr::chuck()

Il est fréquent d'avoir besoin d'accéder à un élément précis d'une liste, d'un tableau ou d'un vecteur, ce que l'on fait d'ordinaire avec la syntaxe [[]] ou \$ pour les listes ou [] pour les vecteurs. Cependant, cette syntaxe se combine souvent mal avec un enchaînement d'opérations utilisant le *pipe*.

Le package {purrr}, chargé par défaut avec library(tidyverse), fournit une fonction purrr::pluck() qui, est l'équivalent de [[]], et qui permet de récupérer un élément par son nom ou sa position. Ainsi, si l'on considère le tableau de données iris, pluck(iris, "Petal.Witdh") est équivalent à iris\$Petal.Width. Voyons un example d'utilisation dans le cadre d'un enchaînement d'opérations.

```
iris |>
  purrr::pluck("Petal.Width") |>
  mean()
```

[1] 1.199333

Cette écriture est équivalente à :

```
mean(iris$Petal.Width)
```

[1] 1.199333

purrr::pluck() fonctionne également sur des vecteurs (et dans ce cas opère comme []).

```
v <- c("a", "b", "c", "d")
v |> purrr::pluck(2)
```

[1] "b"

```
v[2]
```

[1] "b"

On peut également, dans un même appel à purrr::pluck(), enchaîner plusieurs niveaux. Les trois syntaxes ci-après sont ainsi équivalents :

```
iris |>
    purrr::pluck("Sepal.Width", 3)

[1] 3.2

iris |>
    purrr::pluck("Sepal.Width") |>
    purrr::pluck(3)

[1] 3.2

iris[["Sepal.Width"]][3]

[1] 3.2
```

Si l'on demande un élément qui n'existe pas, purrr:pluck() renverra l'élement vide (NULL). Si l'on souhaite plutôt que cela génère une erreur, on aura alors recours à purrr::chuck().

```
iris |> purrr::pluck("inconnu")
NULL
```

```
Error in `purrr::chuck()`:
! Can't find name `inconnu` in vector.
```

iris |> purrr::chuck("inconnu")

```
v |> purrr::pluck(10)

NULL

v |> purrr::chuck(10)

Error in `purrr::chuck()`:
! Index 1 exceeds the length of plucked object (10 > 4).
```

8 dplyr

{dplyr} est l'un des packages les plus connus du *tidyverse*. Il facilite le traitement et la manipulation des tableaux de données (qu'il s'agisse de *data frame* ou de *tibble*). Il propose une syntaxe claire et cohérente, sous formes de verbes correspondant à des fonctions.

{dplyr} part du principe que les données sont *tidy* (chaque variable est une colonne, chaque observation est une ligne, voir Chapitre 5). Les verbes de {dplyr} prennent en entrée un tableau de données¹⁰ (*data frame* ou *tibble*) et renvoient systématiquement un *tibble*.

```
library(dplyr)
```

Dans ce qui suit on va utiliser le jeu de données {nycflights13}, contenu dans l'extension du même nom (qu'il faut donc avoir installée). Celui-ci correspond aux données de tous les vols au départ d'un des trois aéroports de New-York en 2013. Il a la particularité d'être réparti en trois tables :

- nycflights13::flights contient des informations sur les vols : date, départ, destination, horaires, retard...
- nycflights13::airports contient des informations sur les aéroports
- nycflights13::airlines contient des données sur les compagnies aériennes

On va charger les trois tables du jeu de données :

```
library(nycflights13)

## Chargement des trois tables du jeu de données
data(flights)
data(airports)
```

10 Le package {dbplyr} permets d'étendre les verbes de {dplyr} à des tables de bases de données SQL, {dtplyr} à des tableaux de données du type {data.table} et {srvyr} à des données pondérées du type {survey}.

data(airlines)

Normalement trois objets correspondant aux trois tables ont dû apparaître dans votre environnement.

8.1 Opérations sur les lignes

8.1.1 filter()

dplyr::filter() sélectionne des lignes d'un tableau de données selon une condition. On lui passe en paramètre un test, et seules les lignes pour lesquelles ce test renvoit TRUE (vrai) sont conservées¹¹.

Par exemple, si on veut sélectionner les vols du mois de janvier, on peut filtrer sur la variable month de la manière suivante :

¹¹ Si le test renvoie faux (FALSE) ou une valeur manquante (NA), les lignes correspondantes ne seront donc pas sélectionnées.

```
filter(flights, month == 1)
```

A tibble: 27,004 x 19

	year	month	day	dep_time	sched_dep_time	dep_delay	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	1	517	515	2	830	819
2	2013	1	1	533	529	4	850	830
3	2013	1	1	542	540	2	923	850
4	2013	1	1	544	545	-1	1004	1022
5	2013	1	1	554	600	-6	812	837
6	2013	1	1	554	558	-4	740	728
7	2013	1	1	555	600	-5	913	854
8	2013	1	1	557	600	-3	709	723
9	2013	1	1	557	600	-3	838	846
10	2013	1	1	558	600	-2	753	745

- # i 26,994 more rows
- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

Cela peut s'écrire plus simplement avec un pipe :

flights |> filter(month == 1)

A tibble: 27,004 x 19

	year	${\tt month}$	day	dep_time	sched_dep_time	dep_delay	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	1	517	515	2	830	819
2	2013	1	1	533	529	4	850	830
3	2013	1	1	542	540	2	923	850
4	2013	1	1	544	545	-1	1004	1022
5	2013	1	1	554	600	-6	812	837
6	2013	1	1	554	558	-4	740	728
7	2013	1	1	555	600	-5	913	854
8	2013	1	1	557	600	-3	709	723
9	2013	1	1	557	600	-3	838	846
10	2013	1	1	558	600	-2	753	745

- # i 26,994 more rows
- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

Si l'on veut uniquement les vols avec un retard au départ (variable dep_delay) compris entre 10 et 15 minutes :

```
flights |>
  filter(dep_delay >= 10 & dep_delay <= 15)</pre>
```

A tibble: 14,919 x 19

	year	${\tt month}$	day	${\tt dep_time}$	${\tt sched_dep_time}$	${\tt dep_delay}$	${\tt arr_time}$	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	1	611	600	11	945	931
2	2013	1	1	623	610	13	920	915
3	2013	1	1	743	730	13	1107	1100
4	2013	1	1	743	730	13	1059	1056
5	2013	1	1	851	840	11	1215	1206
6	2013	1	1	912	900	12	1241	1220
7	2013	1	1	914	900	14	1058	1043
8	2013	1	1	920	905	15	1039	1025
9	2013	1	1	1011	1001	10	1133	1128
10	2013	1	1	1112	1100	12	1440	1438

```
# i 14,909 more rows
# i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
# tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
# hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>
```

Si l'on passe plusieurs arguments à dplyr::filter(), celui-ci rajoute automatiquement une condition ET. La ligne ci-dessus peut donc également être écrite de la manière suivante, avec le même résultat :

```
flights |>
  filter(dep_delay >= 10, dep_delay <= 15)</pre>
```

Enfin, on peut également placer des fonctions dans les tests, qui nous permettent par exemple de sélectionner les vols avec la plus grande distance :

```
flights |>
  filter(distance == max(distance))
```

A tibble: 342 x 19

	year	month	day	dep_time	sched_dep_time	dep_delay	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	1	857	900	-3	1516	1530
2	2013	1	2	909	900	9	1525	1530
3	2013	1	3	914	900	14	1504	1530
4	2013	1	4	900	900	0	1516	1530
5	2013	1	5	858	900	-2	1519	1530
6	2013	1	6	1019	900	79	1558	1530
7	2013	1	7	1042	900	102	1620	1530
8	2013	1	8	901	900	1	1504	1530
9	2013	1	9	641	900	1301	1242	1530
10	2013	1	10	859	900	-1	1449	1530

[#] i 332 more rows

- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

Évaluation contextuelle

Il est important de noter que {dplyr} procède à une évaluation contextuelle des expressions qui lui sont passées. Ainsi, on peut indiquer directement le nom d'une variable et {dplyr} l'interprétera dans le contexte du tableau de données, c'est-à-dire regardera s'il existe une colonne portant ce nom dans le tableau.

Dans l'expression flights |> filter(month == 1), month est interprété comme la colonne *month* du tableau flights, à savoir flights\$month.

Il est également possible d'indiquer des objets extérieurs au tableau :

```
m <- 2
flights |>
filter(month == m)
```

A tibble: 24,951 x 19

	year	${\tt month}$	day	dep_time	sched_dep_time	dep_d	elay	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<	dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	2	1	456	500		-4	652	648
2	2013	2	1	520	525		-5	816	820
3	2013	2	1	527	530		-3	837	829
4	2013	2	1	532	540		-8	1007	1017
5	2013	2	1	540	540		0	859	850
6	2013	2	1	552	600		-8	714	715
7	2013	2	1	552	600		-8	919	910
8	2013	2	1	552	600		-8	655	709
9	2013	2	1	553	600		-7	833	815
10	2013	2	1	553	600		-7	821	825

- # i 24,941 more rows
- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

Cela fonctionne car il n'y a pas de colonne m dans flights. Dès lors, {dplyr} regarde s'il existe un objet m dans l'environnement de travail.

Par contre, si une colonne existe dans le tableau, elle aura

priorité sur les objets du même nom dans l'environnement. Dans l'exemple ci-dessous, le résultat obtenu n'est pas celui voulu. Il est interprété comme sélectionner toutes les lignes où la colonne *mois* est égale à elle-même et donc cela sélectionne toutes les lignes du tableau.

```
month <- 3
flights |>
  filter(month == month)
```

A tibble: 336,776 x 19

	year	month	day	dep_time	sched_dep_time	dep_d	elay	${\tt arr_time}$	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<	dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	1	517	515		2	830	819
2	2013	1	1	533	529		4	850	830
3	2013	1	1	542	540		2	923	850
4	2013	1	1	544	545		-1	1004	1022
5	2013	1	1	554	600		-6	812	837
6	2013	1	1	554	558		-4	740	728
7	2013	1	1	555	600		-5	913	854
8	2013	1	1	557	600		-3	709	723
9	2013	1	1	557	600		-3	838	846
10	2013	1	1	558	600		-2	753	745

- # i 336,766 more rows
- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

Afin de distinguer ce qui correspond à une colonne du tableau et à un objet de l'environnement, on pourra avoir recours à .data et .env (voir help(".env", package = "rlang")).

```
month <- 3
flights |>
  filter(.data$month == .env$month)
```

A tibble: 28,834 x 19

year month day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
<int> <int> <int> <int> <int> <int><</pre>

```
125
    2013
                                4
                                               2159
                                                                                         56
 1
               3
                      1
                                                                      318
 2
    2013
               3
                      1
                                               2358
                                                             52
                                                                      526
                                                                                        438
                               50
 3
    2013
               3
                      1
                              117
                                               2245
                                                            152
                                                                      223
                                                                                       2354
 4
    2013
               3
                      1
                              454
                                                500
                                                             -6
                                                                      633
                                                                                        648
 5
    2013
               3
                              505
                                                            -10
                      1
                                                515
                                                                      746
                                                                                        810
 6
    2013
               3
                      1
                              521
                                                530
                                                             -9
                                                                      813
                                                                                        827
 7
    2013
               3
                      1
                              537
                                                             -3
                                                                      856
                                                                                        850
                                                540
8
    2013
               3
                      1
                              541
                                                545
                                                             -4
                                                                     1014
                                                                                       1023
9
    2013
               3
                      1
                              549
                                                600
                                                            -11
                                                                      639
                                                                                        703
10
    2013
               3
                      1
                              550
                                                600
                                                            -10
                                                                      747
                                                                                        801
```

i 28,824 more rows

- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

8.1.2 slice()

Le verbe dplyr::slice() sélectionne des lignes du tableau selon leur position. On lui passe un chiffre ou un vecteur de chiffres.

Si l'on souhaite sélectionner la $345^{\rm e}$ ligne du tableau airports :

```
airports |> slice(345)
```

A tibble: 1 x 8

faa name lat lon alt tz dst tzone
<chr> <chr> <chr>

1 CYF Chefornak Airport 60.1 -164. 40 -9 A America/Anchorage

Si l'on veut sélectionner les 5 premières lignes :

```
airports |> slice(1:5)
```

A tibble: 5 x 8

	faa	name	lat	lon	alt	tz	dst	tzone
		<chr></chr>		<dbl></dbl>				
1	04G	Lansdowne Airport	41.1	-80.6	1044	-5	A	America/New~
2	06A	Moton Field Municipal Airport	32.5	-85.7	264	-6	Α	America/Chi~
3	06C	Schaumburg Regional	42.0	-88.1	801	-6	Α	America/Chi~
4	06N	Randall Airport	41.4	-74.4	523	-5	A	America/New~
5	09J	Jekyll Island Airport	31.1	-81.4	11	-5	Α	America/New~

8.1.3 arrange()

dplyr::arrange() réordonne les lignes d'un tableau selon une ou plusieurs colonnes.

Ainsi, si l'on veut trier le tableau **flights** selon le retard au départ, dans l'ordre croissant :

```
flights |>
  arrange(dep_delay)
```

A tibble: 336,776 x 19

	year	month	day	dep_time	sched_dep_time	<pre>dep_delay</pre>	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	12	7	2040	2123	-43	40	2352
2	2013	2	3	2022	2055	-33	2240	2338
3	2013	11	10	1408	1440	-32	1549	1559
4	2013	1	11	1900	1930	-30	2233	2243
5	2013	1	29	1703	1730	-27	1947	1957
6	2013	8	9	729	755	-26	1002	955
7	2013	10	23	1907	1932	-25	2143	2143
8	2013	3	30	2030	2055	-25	2213	2250
9	2013	3	2	1431	1455	-24	1601	1631
10	2013	5	5	934	958	-24	1225	1309

[#] i 336,766 more rows

On peut trier selon plusieurs colonnes. Par exemple selon le mois, puis selon le retard au départ :

[#] i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,

[#] tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,

[#] hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

```
flights |>
arrange(month, dep_delay)
```

A tibble: 336,776 x 19

	year	${\tt month}$	day	dep_time	${\tt sched_dep_time}$	dep_delay	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	11	1900	1930	-30	2233	2243
2	2013	1	29	1703	1730	-27	1947	1957
3	2013	1	12	1354	1416	-22	1606	1650
4	2013	1	21	2137	2159	-22	2232	2316
5	2013	1	20	704	725	-21	1025	1035
6	2013	1	12	2050	2110	-20	2310	2355
7	2013	1	12	2134	2154	-20	4	50
8	2013	1	14	2050	2110	-20	2329	2355
9	2013	1	4	2140	2159	-19	2241	2316
10	2013	1	11	1947	2005	-18	2209	2230

- # i 336,766 more rows
- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

Si l'on veut trier selon une colonne par ordre décroissant, on lui applique la fonction dplyr::desc() :

```
flights |>
arrange(desc(dep_delay))
```

A tibble: 336,776 x 19

	year	${\tt month}$	day	dep_time	${\tt sched_dep_time}$	dep_delay	${\tt arr_time}$	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	9	641	900	1301	1242	1530
2	2013	6	15	1432	1935	1137	1607	2120
3	2013	1	10	1121	1635	1126	1239	1810
4	2013	9	20	1139	1845	1014	1457	2210
5	2013	7	22	845	1600	1005	1044	1815
6	2013	4	10	1100	1900	960	1342	2211
7	2013	3	17	2321	810	911	135	1020
8	2013	6	27	959	1900	899	1236	2226
9	2013	7	22	2257	759	898	121	1026

Combiné avec dplyr::slice(), dplyr::arrange() permet par exemple de sélectionner les trois vols ayant eu le plus de retard :

```
flights |>
  arrange(desc(dep_delay)) |>
  slice(1:3)
```

A tibble: 3 x 19

	year	month	day	dep_time	sched_dep_time	<pre>dep_delay</pre>	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	9	641	900	1301	1242	1530
2	2013	6	15	1432	1935	1137	1607	2120
3	2013	1	10	1121	1635	1126	1239	1810

- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

8.1.4 slice_sample()

dplyr::slice_sample() permet de sélectionner aléatoirement un nombre de lignes ou une fraction des lignes d'un tableau. Ainsi si l'on veut choisir 5 lignes au hasard dans le tableau airports:

```
airports |>
  slice_sample(n = 5)
```

A tibble: 5 x 8 tz dst faa namelat lon alt tzone <dbl> <dbl> <chr> <chr> <dbl> <chr> <chr> 1 LSE La Crosse Municipal 43.9 -91.3 654 -6 A America/Chi~

2 UES	Waukesha County Airport	43.0 -88.2	911	-6 A	America/Chi~
3 SPW	Spencer Muni	43.2 -95.2	1339	-6 A	America/Chi~
4 FAR	Hector International Airport	46.9 -96.8	902	-6 A	America/Chi~
5 KPR	Port Williams Seaplane Base	58.5 -153.	0	-9 A	America/Anc~

Si l'on veut tirer au hasard 10% des lignes de flights :

```
flights |>
slice_sample(prop = .1)
```

A tibble: 33,677 x 19

	year	month	day	dep_time	sched_dep_time	dep_delay	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	8	8	1748	1713	35	2013	1919
2	2013	10	8	1040	1046	-6	1335	1330
3	2013	3	14	624	630	-6	754	811
4	2013	8	10	2153	2130	23	34	2359
5	2013	10	23	2235	2245	-10	2335	2356
6	2013	1	17	1230	1235	-5	1530	1606
7	2013	6	6	1000	955	5	1124	1110
8	2013	5	26	704	705	-1	938	956
9	2013	10	1	712	720	-8	934	1000
10	2013	3	1	1816	1820	-4	2000	2031
		_						

- # i 33,667 more rows
- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

Ces fonctions sont utiles notamment pour faire de l'"échantillonnage" en tirant au hasard un certain nombre d'observations du tableau.

8.1.5 distinct()

dplyr::distinct() filtre les lignes du tableau pour ne conserver que les lignes distinctes, en supprimant toutes les lignes en double.

```
flights |>
     select(day, month) |>
     distinct()
# A tibble: 365 x 2
     day month
   <int> <int>
 1
        1
 2
       2
              1
 3
       3
              1
 4
        4
              1
 5
       5
              1
 6
       6
              1
 7
       7
              1
 8
       8
              1
 9
       9
              1
10
      10
              1
# i 355 more rows
```

On peut lui spécifier une liste de variables : dans ce cas, pour toutes les observations ayant des valeurs identiques pour les variables en question, dplyr::distinct() ne conservera que la première d'entre elles.

```
distinct(month, day)
# A tibble: 365 x 2
   month
            day
   <int> <int>
        1
               1
 1
 2
               2
        1
 3
               3
        1
 4
        1
               4
 5
               5
        1
 6
        1
               6
 7
        1
               7
 8
        1
               8
 9
        1
               9
```

flights |>

```
10 1 10
# i 355 more rows
```

L'option .keep_all permet, dans l'opération précédente, de conserver l'ensemble des colonnes du tableau :

```
flights |>
  distinct(month, day, .keep_all = TRUE)
```

A tibble: 365 x 19

	year	${\tt month}$	day	dep_time	sched_dep_time	<pre>dep_delay</pre>	${\tt arr_time}$	<pre>sched_arr_time</pre>
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	1	517	515	2	830	819
2	2013	1	2	42	2359	43	518	442
3	2013	1	3	32	2359	33	504	442
4	2013	1	4	25	2359	26	505	442
5	2013	1	5	14	2359	15	503	445
6	2013	1	6	16	2359	17	451	442
7	2013	1	7	49	2359	50	531	444
8	2013	1	8	454	500	-6	625	648
9	2013	1	9	2	2359	3	432	444
10	2013	1	10	3	2359	4	426	437

- # i 355 more rows
- # i 11 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

8.2 Opérations sur les colonnes

8.2.1 select()

dplyr::select() permet de sélectionner des colonnes d'un tableau de données. Ainsi, si l'on veut extraire les colonnes lat et lon du tableau airports :

```
airports |>
  select(lat, lon)
```

```
# A tibble: 1,458 x 2
    lat
           lon
   <dbl>
         <dbl>
   41.1
         -80.6
 1
 2
   32.5
         -85.7
 3
   42.0
         -88.1
 4 41.4 -74.4
5 31.1 -81.4
 6 36.4
        -82.2
 7 41.5 -84.5
 8
   42.9
         -76.8
9 39.8 -76.6
10 48.1 -123.
# i 1,448 more rows
```

Si on fait précéder le nom d'un –, la colonne est éliminée plutôt que sélectionnée :

```
airports |>
  select(-lat, -lon)
```

```
# A tibble: 1,458 x 6
   faa
         name
                                            alt
                                                   tz dst
                                                            tzone
   <chr> <chr>
                                          <dbl> <dbl> <chr> <chr>
 1 04G
         Lansdowne Airport
                                           1044
                                                   -5 A
                                                            America/New_York
 2 06A
         Moton Field Municipal Airport
                                            264
                                                   -6 A
                                                            America/Chicago
 3 06C
         Schaumburg Regional
                                            801
                                                   -6 A
                                                            America/Chicago
4 06N
                                            523
         Randall Airport
                                                   -5 A
                                                            America/New_York
 5 09J
         Jekyll Island Airport
                                            11
                                                   -5 A
                                                            America/New_York
                                                   -5 A
 6 OA9
         Elizabethton Municipal Airport
                                           1593
                                                            America/New_York
                                                   -5 A
 7 0G6
         Williams County Airport
                                            730
                                                            America/New York
 8 0G7
         Finger Lakes Regional Airport
                                            492
                                                   -5 A
                                                            America/New_York
 9 OP2
                                                   -5 U
                                                            America/New_York
         Shoestring Aviation Airfield
                                           1000
10 OS9
         Jefferson County Intl
                                            108
                                                   -8 A
                                                            America/Los_Angeles
# i 1,448 more rows
```

dplyr::select() comprend toute une série de fonctions facilitant la sélection de multiples colonnes. Par exemple, dplyr::starts_with(), dplyr::ends_width(), dplyr::contains() ou dplyr::matches() permettent
d'exprimer des conditions sur les noms de variables :

```
flights |>
  select(starts_with("dep_"))
```

```
# A tibble: 336,776 x 2
   dep_time dep_delay
      <int>
                 <dbl>
 1
        517
                      2
 2
        533
                      4
 3
        542
                      2
 4
        544
                     -1
 5
        554
                     -6
 6
        554
                     -4
 7
        555
                     -5
 8
                     -3
        557
 9
        557
                     -3
                     -2
10
        558
# i 336,766 more rows
```

La syntaxe colonne1:colonne2 permet de sélectionner toutes les colonnes situées entre colonne1 et colonne2 incluses 12 :

```
flights |>
select(year:day)
```

¹² À noter que cette opération est un peu plus "fragile" que les autres, car si l'ordre des colonnes change elle peut renvoyer un résultat différent.

```
10 2013
# i 336,766 more rows
dplyr::all_of() et dplyr::any_of() permettent de fournir
une liste de variables à extraire sous forme de vecteur textuel.
Alors que dplyr::all_of() renverra une erreur si une variable
n'est pas trouvée dans le tableau de départ, dplyr::any_of()
sera moins stricte.
  flights |>
    select(all_of(c("year", "month", "day")))
# A tibble: 336,776 x 3
    year month
                  day
   <int> <int> <int>
 1 2013
             1
 2 2013
             1
                    1
 3 2013
             1
                    1
 4 2013
 5 2013
 6 2013
 7 2013
             1
                    1
 8 2013
             1
                    1
9 2013
             1
                    1
10 2013
             1
                    1
# i 336,766 more rows
  flights |>
    select(all_of(c("century", "year", "month", "day")))
Error in `all_of()`:
! Can't subset columns that don't exist.
x Column `century` doesn't exist.
```

Erreur: Can't subset columns that don't exist.

x Column `century` doesn't exist.

```
flights |>
    select(any_of(c("century", "year", "month", "day")))
# A tibble: 336,776 x 3
    year month
                 day
   <int> <int> <int>
   2013
             1
 1
 2
  2013
             1
                   1
 3 2013
 4 2013
             1
                   1
 5
   2013
             1
                   1
 6 2013
             1
                   1
 7 2013
             1
                   1
 8
  2013
             1
                   1
 9
   2013
             1
                   1
10 2013
             1
                   1
# i 336,766 more rows
```

dplyr::where() permets de sélectionner des variables à partir d'une fonction qui renvoie une valeur logique. Par exemple, pour sélectionner seulement les variables textuelles :

```
select(where(is.character))
# A tibble: 336,776 x 4
   carrier tailnum origin dest
   <chr>
           <chr>
                    <chr>
                           <chr>
 1 UA
           N14228 EWR
                           IAH
2 UA
           N24211
                   LGA
                           IAH
 3 AA
           N619AA
                   JFK
                           MIA
 4 B6
           N804JB
                   JFK
                           BQN
 5 DL
           N668DN
                   LGA
                           ATL
 6 UA
           N39463
                   EWR
                           ORD
 7 B6
           N516JB
                   EWR
                           FLL
8 EV
           N829AS
                   LGA
                           IAD
9 B6
           N593JB
                   JFK
                           MCO
10 AA
           N3ALAA
                   LGA
                           ORD
# i 336,766 more rows
```

flights |>

dplyr::select() peut être utilisée pour réordonner les colonnes d'une table en utilisant la fonction dplyr::everything(), qui sélectionne l'ensemble des colonnes non encore sélectionnées. Ainsi, si l'on souhaite faire passer la colonne name en première position de la table airports, on peut faire:

```
airports |>
  select(name, everything())
```

# 1	A tibble: 1,458 x 8							
	name	faa	lat	lon	alt	tz	dst	tzone
	<chr></chr>	<chr></chr>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>	<chr></chr>	<chr></chr>
1	Lansdowne Airport	04G	41.1	-80.6	1044	-5	Α	America/~
2	Moton Field Municipal Airport	06A	32.5	-85.7	264	-6	Α	America/~
3	Schaumburg Regional	06C	42.0	-88.1	801	-6	Α	America/~
4	Randall Airport	06N	41.4	-74.4	523	-5	Α	America/~
5	Jekyll Island Airport	09J	31.1	-81.4	11	-5	Α	America/~
6	Elizabethton Municipal Airport	OA9	36.4	-82.2	1593	-5	Α	America/~
7	Williams County Airport	OG6	41.5	-84.5	730	-5	Α	America/~
8	Finger Lakes Regional Airport	OG7	42.9	-76.8	492	-5	Α	America/~
9	Shoestring Aviation Airfield	0P2	39.8	-76.6	1000	-5	U	America/~
10	Jefferson County Intl	0S9	48.1	-123.	108	-8	Α	America/~
# :	i 1,448 more rows							

8.2.2 relocate()

Pour réordonner des colonnes, on pourra aussi avoir recours à dplyr::relocate() en indiquant les premières variables. Il n'est pas nécessaire d'ajouter everything() car avec dplyr::relocate() toutes les variables sont conservées.

```
airports |>
  relocate(lon, lat, name)
```

```
# A tibble: 1,458 x 8
           lat name
      lon
                                                faa
                                                        alt
                                                               tz dst
                                                                        tzone
    <dbl> <dbl> <chr>
                                                <chr> <dbl> <dbl> <chr> <chr>
 1 -80.6 41.1 Lansdowne Airport
                                                04G
                                                       1044
                                                               -5 A
                                                                        America/~
 2 -85.7 32.5 Moton Field Municipal Airport
                                                               -6 A
                                                                        America/~
                                               06A
                                                        264
```

3	-88.1	42.0	Schaumburg Regional	06C	801	-6 A	America/~
4	-74.4	41.4	Randall Airport	06N	523	-5 A	America/~
5	-81.4	31.1	Jekyll Island Airport	09J	11	-5 A	America/~
6	-82.2	36.4	Elizabethton Municipal Airport	0A9	1593	-5 A	America/~
7	-84.5	41.5	Williams County Airport	0G6	730	-5 A	America/~
8	-76.8	42.9	Finger Lakes Regional Airport	OG7	492	-5 A	America/~
9	-76.6	39.8	Shoestring Aviation Airfield	0P2	1000	-5 U	America/~
10	-123.	48.1	Jefferson County Intl	0S9	108	-8 A	America/~
# :	1 //0	more i	norra				

i 1,448 more rows

8.2.3 rename()

Une variante de dplyr::select() est dplyr::rename()¹³, qui permet de renommer facilement des colonnes. On l'utilise en lui passant des paramètres de la forme nouveau_nom = ancien_nom. Ainsi, si on veut renommer les colonnes lon et lat de airports en longitude et latitude:

¹³ Il est également possible de renommer des colonnes directement avec select(), avec la même syntaxe que pour rename().

```
airports |>
  rename(longitude = lon, latitude = lat)
```

```
# A tibble: 1,458 x 8
```

	faa	name	latitude	longitude	alt	tz	dst	tzone
	<chr></chr>	<chr></chr>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>	<chr></chr>	<chr></chr>
1	04G	Lansdowne Airport	41.1	-80.6	1044	-5	Α	Amer~
2	06A	Moton Field Municipal Airpo~	32.5	-85.7	264	-6	Α	Amer~
3	06C	Schaumburg Regional	42.0	-88.1	801	-6	Α	Amer~
4	06N	Randall Airport	41.4	-74.4	523	-5	Α	Amer~
5	09J	Jekyll Island Airport	31.1	-81.4	11	-5	Α	Amer~
6	OA9	Elizabethton Municipal Airp~	36.4	-82.2	1593	-5	Α	Amer~
7	OG6	Williams County Airport	41.5	-84.5	730	-5	Α	Amer~
8	OG7	Finger Lakes Regional Airpo~	42.9	-76.8	492	-5	Α	Amer~
9	0P2	Shoestring Aviation Airfield	39.8	-76.6	1000	-5	U	Amer~
10	0S9	Jefferson County Intl	48.1	-123.	108	-8	Α	Amer~

i 1,448 more rows

Si les noms de colonnes comportent des espaces ou des caractères spéciaux, on peut les entourer de guillemets (") ou de quotes inverses (`) :

```
flights |>
    rename(
       "retard départ" = dep_delay,
       "retard arrivée" = arr_delay
    select(`retard départ`, `retard arrivée`)
# A tibble: 336,776 x 2
   `retard départ` `retard arrivée`
              <dbl>
                                <dbl>
 1
                  2
                                   11
 2
                  4
                                   20
 3
                  2
                                   33
 4
                 -1
                                  -18
 5
                 -6
                                  -25
 6
                 -4
                                   12
 7
                 -5
                                   19
 8
                 -3
                                  -14
 9
                 -3
                                   -8
10
                 -2
                                    8
# i 336,766 more rows
```

8.2.4 rename_with()

La fonction dplyr::rename_with() permets de renommer plusieurs colonnes d'un coup en transmettant une fonction, par exemple toupper() qui passe tous les caractères en majuscule.

```
airports |>
    rename_with(toupper)
# A tibble: 1,458 x 8
         NAME
                                          LAT
                                                  LON
                                                        ALT
                                                               TZ DST
                                                                        TZONE
  FAA
   <chr> <chr>
                                         <dbl>
                                                <dbl> <dbl> <chr> <chr>
 1 04G
         Lansdowne Airport
                                          41.1
                                                -80.6
                                                      1044
                                                               -5 A
                                                                        America/~
         Moton Field Municipal Airport
                                          32.5
                                                -85.7
 2 06A
                                                        264
                                                               -6 A
                                                                        America/~
3 06C
         Schaumburg Regional
                                          42.0 -88.1
                                                        801
                                                               -6 A
                                                                        America/~
```

4	06N	Randall Airport	41.4	-74.4	523	-5	A	America/~			
5	09J	Jekyll Island Airport	31.1	-81.4	11	-5	Α	America/~			
6	OA9	Elizabethton Municipal Airport	36.4	-82.2	1593	-5	Α	America/~			
7	0G6	Williams County Airport	41.5	-84.5	730	-5	Α	America/~			
8	OG7	Finger Lakes Regional Airport	42.9	-76.8	492	-5	Α	America/~			
9	0P2	Shoestring Aviation Airfield	39.8	-76.6	1000	-5	U	America/~			
10	0S9	Jefferson County Intl	48.1	-123.	108	-8	Α	America/~			
# i	# i 1,448 more rows										

On pourra notamment utiliser les fonctions du package snakecase et, en particulier, snakecase::to_snake_case() que je recommande pour nommer de manière consistante les variables¹⁴.

8.2.5 pull()

La fonction dplyr::pull() permet d'accéder au contenu d'une variable. C'est un équivalent aux opérateurs \$ ou [[]]. On peut lui passer un nom de variable ou bien sa position.

```
airports |>
  pull(alt) |>
  mean()
```

[1] 1001.416

Note

dplyr::pull() ressemble à la fonction purrr::chuck() que nous avons déjà abordée (cf. Section 7.4). Cependant, dplyr::pull() ne fonctionne que sur des tableaux de données tandis que purrr::chuck() est plus générique et peut s'appliquer à tous types de listes.

8.2.6 mutate()

dplyr::mutate() permet de créer de nouvelles colonnes dans le tableau de données, en général à partir de variables existantes. ¹⁴ Le *snake case* est une convention typographique en informatique consistant à écrire des ensembles de mots, généralement, en minuscules en les séparant par des tirets bas.

Par exemple, la table airports contient l'altitude de l'aéroport en pieds. Si l'on veut créer une nouvelle variable *alt_m* avec l'altitude en mètres, on peut faire :

```
airports <-
  airports |>
  mutate(alt_m = alt / 3.2808)
```

On peut créer plusieurs nouvelles colonnes en une seule fois, et les expressions successives peuvent prendre en compte les résultats des calculs précédents. L'exemple suivant convertit d'abord la distance en kilomètres dans une variable *distance_km*, puis utilise cette nouvelle colonne pour calculer la vitesse en km/h.

```
flights <-
  flights |>
  mutate(
    distance_km = distance / 0.62137,
    vitesse = distance_km / air_time * 60
)
```

8.3 Opérations groupées

8.3.1 group_by()

Un élément très important de {dplyr} est la fonction dplyr::group_by(). Elle permet de définir des groupes de lignes à partir des valeurs d'une ou plusieurs colonnes. Par exemple, on peut grouper les vols selon leur mois :

```
flights |>
    group_by(month)
# A tibble: 336,776 x 21
# Groups:
            month [12]
                 day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
    year month
                                                   <dbl>
   <int> <int> <int>
                         <int>
                                        <int>
                                                             <int>
                                                                            <int>
 1 2013
             1
                   1
                           517
                                          515
                                                       2
                                                               830
                                                                              819
```

2	2013	1	1	533	529	4	850	830
3	2013	1	1	542	540	2	923	850
4	2013	1	1	544	545	-1	1004	1022
5	2013	1	1	554	600	-6	812	837
6	2013	1	1	554	558	-4	740	728
7	2013	1	1	555	600	-5	913	854
8	2013	1	1	557	600	-3	709	723
9	2013	1	1	557	600	-3	838	846
10	2013	1	1	558	600	-2	753	745

i 336,766 more rows

- # i 13 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>, distance_km <dbl>,
- # vitesse <dbl>

Par défaut ceci ne fait rien de visible, à part l'apparition d'une mention *Groups* dans l'affichage du résultat. Mais à partir du moment où des groupes ont été définis, les verbes comme dplyr::slice() ou dplyr::mutate() vont en tenir compte lors de leurs opérations.

Par exemple, si on applique dplyr::slice() à un tableau préalablement groupé, il va sélectionner les lignes aux positions indiquées pour chaque groupe. Ainsi la commande suivante affiche le premier vol de chaque mois, selon leur ordre d'apparition dans le tableau:

```
flights |>
  group_by(month) |>
  slice(1)
```

A tibble: 12 x 21

Groups: month [12]

	year	month	day	dep_time	sched_dep_time	<pre>dep_delay</pre>	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	1	517	515	2	830	819
2	2013	2	1	456	500	-4	652	648
3	2013	3	1	4	2159	125	318	56
4	2013	4	1	454	500	-6	636	640
5	2013	5	1	9	1655	434	308	2020

6	2013	6	1	2	2359	3	341	350
7	2013	7	1	1	2029	212	236	2359
8	2013	8	1	12	2130	162	257	14
9	2013	9	1	9	2359	10	343	340
10	2013	10	1	447	500	-13	614	648
11	2013	11	1	5	2359	6	352	345
12	2013	12	1	13	2359	14	446	445

- # i 13 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>, distance_km <dbl>,
- # vitesse <dbl>

Idem pour dplyr::mutate(): les opérations appliquées lors du calcul des valeurs des nouvelles colonnes sont appliquée groupe de lignes par groupe de lignes. Dans l'exemple suivant, on ajoute une nouvelle colonne qui contient le retard moyen du mois correspondant:

```
flights |>
  group_by(month) |>
  mutate(mean_delay_month = mean(dep_delay, na.rm = TRUE))
```

A tibble: 336,776 x 22 # Groups: month [12]

day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time year month <int> <int> <int> <int> <int> <dbl> <int> 1 2013 2 2013 3 2013 4 2013 -1 5 2013 -6 6 2013 -4 7 2013 -5 -3 -3 -2

- # i 336,766 more rows
- # i 14 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>, distance_km <dbl>,

vitesse <dbl>, mean_delay_month <dbl>

Ceci peut permettre, par exemple, de déterminer si un retard donné est supérieur ou inférieur au retard moyen du mois en cours.

dplyr::group_by() peut aussi être utile avec dplyr::filter(), par exemple pour sélectionner les vols avec le retard au départ le plus important pour chaque mois:

```
flights |>
  group_by(month) |>
  filter(dep_delay == max(dep_delay, na.rm = TRUE))
```

A tibble: 12 x 21 # Groups: month [12]

	year	month	day	dep_time	sched_dep_time	dep_delay	arr_time	sched_arr_time
	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<int></int>	<dbl></dbl>	<int></int>	<int></int>
1	2013	1	9	641	900	1301	1242	1530
2	2013	10	14	2042	900	702	2255	1127
3	2013	11	3	603	1645	798	829	1913
4	2013	12	5	756	1700	896	1058	2020
5	2013	2	10	2243	830	853	100	1106
6	2013	3	17	2321	810	911	135	1020
7	2013	4	10	1100	1900	960	1342	2211
8	2013	5	3	1133	2055	878	1250	2215
9	2013	6	15	1432	1935	1137	1607	2120
10	2013	7	22	845	1600	1005	1044	1815
11	2013	8	8	2334	1454	520	120	1710
12	2013	9	20	1139	1845	1014	1457	2210

- # i 13 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
- # tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
- # hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>, distance_km <dbl>,
- # vitesse <dbl>

Attention: la clause dplyr::roup_by() marche pour les verbes déjà vus précédemment, sauf pour dplyr::arrange(), qui par défaut trie la table sans tenir compte des groupes. Pour obtenir un tri par groupe, il faut lui ajouter l'argument .by_group = TRUE.

On peut voir la différence en comparant les deux résultats suivants :

```
flights |>
    group_by(month) |>
    arrange(desc(dep_delay))
# A tibble: 336,776 x 21
# Groups:
            month [12]
    year month
                  day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
   <int> <int> <int>
                         <int>
                                         <int>
                                                    <dbl>
                                                             <int>
                                                                             <int>
 1
   2013
             1
                    9
                           641
                                           900
                                                     1301
                                                              1242
                                                                              1530
 2 2013
                                          1935
             6
                   15
                          1432
                                                     1137
                                                              1607
                                                                              2120
 3 2013
                                                              1239
             1
                   10
                          1121
                                          1635
                                                     1126
                                                                              1810
 4 2013
                   20
                          1139
                                          1845
                                                     1014
                                                              1457
                                                                              2210
 5 2013
             7
                   22
                           845
                                          1600
                                                     1005
                                                              1044
                                                                              1815
 6 2013
             4
                          1100
                                          1900
                                                      960
                                                              1342
                                                                              2211
                   10
 7 2013
                          2321
             3
                   17
                                           810
                                                      911
                                                               135
                                                                              1020
 8
   2013
             6
                   27
                           959
                                          1900
                                                      899
                                                              1236
                                                                              2226
 9
   2013
             7
                   22
                          2257
                                           759
                                                      898
                                                               121
                                                                              1026
10 2013
            12
                    5
                           756
                                          1700
                                                      896
                                                              1058
                                                                              2020
# i 336,766 more rows
# i 13 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
#
    tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
#
    hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>, distance_km <dbl>,
    vitesse <dbl>
#
  flights |>
    group_by(month) |>
    arrange(desc(dep_delay), .by_group = TRUE)
# A tibble: 336,776 x 21
# Groups:
            month [12]
    year month
                  day dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time
   <int> <int> <int>
                         <int>
                                         <int>
                                                    <dbl>
                                                             <int>
                                                                             <int>
 1 2013
                                           900
             1
                    9
                           641
                                                     1301
                                                              1242
                                                                              1530
 2 2013
                   10
                                                              1239
             1
                          1121
                                          1635
                                                     1126
                                                                              1810
 3 2013
                           848
                                          1835
                                                      853
                                                              1001
                                                                              1950
             1
                    1
 4 2013
             1
                   13
                          1809
                                           810
                                                      599
                                                              2054
                                                                              1042
```

```
2013
                           1622
                                            800
                                                       502
                                                                1911
                                                                                1054
 5
              1
                   16
 6
    2013
              1
                   23
                           1551
                                            753
                                                       478
                                                                1812
                                                                                1006
 7
    2013
              1
                                            900
                                                       385
                                                                1713
                                                                                1039
                   10
                           1525
 8
    2013
              1
                    1
                           2343
                                           1724
                                                       379
                                                                 314
                                                                                1938
 9
    2013
              1
                    2
                           2131
                                           1512
                                                       379
                                                                2340
                                                                                1741
    2013
              1
                    7
                           2021
                                                                                1724
10
                                           1415
                                                       366
                                                                2332
# i 336,766 more rows
# i 13 more variables: arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
    tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
#
    hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>, distance_km <dbl>,
    vitesse <dbl>
```

8.3.2 summarise()

dplyr::summarise() permet d'agréger les lignes du tableau en effectuant une opération résumée sur une ou plusieurs colonnes. Il s'agit de toutes les fonctions qui prennent en entrée un ensemble de valeurs et renvoie une valeur unique, comme la moyenne (mean()). Par exemple, si l'on souhaite connaître les retards moyens au départ et à l'arrivée pour l'ensemble des vols du tableau flights:

Cette fonction est en général utilisée avec dplyr::group_by(), puisqu'elle permet du coup d'agréger et de résumer les lignes du tableau groupe par groupe. Si l'on souhaite calculer le délai maximum, le délai minimum et le délai moyen au départ pour chaque mois, on pourra faire :

```
flights |>
  group_by(month) |>
  summarise(
   max_delay = max(dep_delay, na.rm=TRUE),
  min_delay = min(dep_delay, na.rm=TRUE),
  mean_delay = mean(dep_delay, na.rm=TRUE)
)
```

A tibble: 12 x 4

	${\tt month}$	${\tt max_delay}$	${\tt min_delay}$	${\tt mean_delay}$
	<int></int>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>
1	1	1301	-30	10.0
2	2	853	-33	10.8
3	3	911	-25	13.2
4	4	960	-21	13.9
5	5	878	-24	13.0
6	6	1137	-21	20.8
7	7	1005	-22	21.7
8	8	520	-26	12.6
9	9	1014	-24	6.72
10	10	702	-25	6.24
11	11	798	-32	5.44
12	12	896	-43	16.6

dplyr::summarise() dispose d'une fonction spéciale
dplyr::n(), qui retourne le nombre de lignes du groupe.
Ainsi si l'on veut le nombre de vols par destination, on peut
utiliser:

```
4 ANC 8
5 ATL 17215
6 AUS 2439
7 AVL 275
8 BDL 443
9 BGR 375
10 BHM 297
# i 95 more rows
```

dplyr::n() peut aussi être utilisée avec dplyr::filter() et
dplyr::mutate().

8.3.3 count()

À noter que quand l'on veut compter le nombre de lignes par groupe, on peut utiliser directement la fonction dplyr::count(). Ainsi le code suivant est identique au précédent:

```
flights |> count(dest)
```

```
# A tibble: 105 x 2
   dest
              n
   <chr> <int>
 1 ABQ
            254
 2 ACK
            265
 3 ALB
            439
 4 ANC
              8
 5 ATL
         17215
 6 AUS
          2439
 7 AVL
            275
 8 BDL
            443
 9 BGR
            375
10 BHM
            297
# i 95 more rows
```

8.3.4 Grouper selon plusieurs variables

On peut grouper selon plusieurs variables à la fois, il suffit de les indiquer dans la clause du dplyr::group_by():

```
flights |>
    group_by(month, dest) |>
    summarise(nb = n()) |>
    arrange(desc(nb))
`summarise()` has grouped output by 'month'. You can override using the
`.groups` argument.
# A tibble: 1,113 x 3
# Groups:
            month [12]
   month dest
                   nb
   <int> <chr> <int>
       8 ORD
                 1604
 1
 2
      10 ORD
                 1604
 3
       5 ORD
                 1582
 4
       9 ORD
                 1582
 5
       7 ORD
                 1573
 6
       6 ORD
                 1547
 7
       7 ATL
                 1511
8
       8 ATL
                 1507
9
       8 LAX
                 1505
10
       7 LAX
                 1500
# i 1,103 more rows
On peut également compter selon plusieurs variables :
  flights |>
```

```
count(origin, dest) |>
    arrange(desc(n))
# A tibble: 224 x 3
   origin dest
   <chr> <chr> <int>
```

```
1 JFK
          LAX
                 11262
 2 LGA
          ATL
                 10263
 3 LGA
          ORD
                  8857
 4 JFK
          SF0
                  8204
 5 LGA
          CLT
                  6168
 6 EWR
          ORD
                  6100
 7 JFK
          BOS
                  5898
 8 LGA
          MIA
                  5781
 9 JFK
          MCO
                  5464
10 EWR
          BOS
                  5327
# i 214 more rows
```

On peut utiliser plusieurs opérations de groupage dans le même *pipeline*. Ainsi, si l'on souhaite déterminer le couple origine/destination ayant le plus grand nombre de vols selon le mois de l'année, on devra procéder en deux étapes :

- d'abord grouper selon mois, origine et destination pour calculer le nombre de vols
- puis grouper uniquement selon le mois pour sélectionner la ligne avec la valeur maximale.

Au final, on obtient le code suivant :

```
flights |>
  group_by(month, origin, dest) |>
  summarise(nb = n()) |>
  group_by(month) |>
  filter(nb == max(nb))
```

`summarise()` has grouped output by 'month', 'origin'. You can override using the `.groups` argument.

```
# A tibble: 12 x 4
# Groups:
            month [12]
   month origin dest
                           nb
   <int> <chr>
                 <chr> <int>
       1 JFK
 1
                 LAX
                          937
 2
       2 JFK
                 LAX
                          834
       3 JFK
                 LAX
                          960
```

```
4 JFK
                  LAX
                           935
 4
 5
        5 JFK
                  LAX
                           960
 6
        6 JFK
                  LAX
                           928
 7
        7 JFK
                  LAX
                           985
 8
        8 JFK
                  LAX
                           979
 9
        9 JFK
                  LAX
                           925
10
      10 JFK
                  LAX
                           965
11
      11 JFK
                  LAX
                           907
12
      12 JFK
                  LAX
                           947
```

Lorsqu'on effectue un dplyr::group_by() suivi d'un dplyr::summarise(), le tableau résultat est automatiquement dégroupé de la dernière variable de regroupement. Ainsi le tableau généré par le code suivant est groupé par month et origin¹⁵:

```
flights |>
  group_by(month, origin, dest) |>
  summarise(nb = n())
```

15 Comme expliqué dans le message affiché dans la console, cela peut être contrôlé avec l'argument .groups de dplyr::summarise(), dont les options sont décrites dans l'aide de la fonction.

`summarise()` has grouped output by 'month', 'origin'. You can override using the `.groups` argument.

```
# A tibble: 2,313 x 4
            month, origin [36]
# Groups:
   month origin dest
   <int> <chr>
                 <chr> <int>
 1
       1 EWR
                 ALB
                           64
 2
       1 EWR
                 ATL
                          362
 3
       1 EWR
                 AUS
                           51
 4
                            2
       1 EWR
                 AVL
 5
       1 EWR
                 BDL
                           37
 6
       1 EWR
                 BNA
                          111
 7
       1 EWR
                 BOS
                          430
 8
       1 EWR
                 BQN
                           31
 9
       1 EWR
                 BTV
                          100
10
       1 EWR
                 BUF
                          119
# i 2,303 more rows
```

Cela peut permettre d'enchaîner les opérations groupées. Dans l'exemple suivant, on calcule le pourcentage des trajets pour chaque destination par rapport à tous les trajets du mois :

```
flights |>
  group_by(month, dest) |>
  summarise(nb = n()) |>
  mutate(pourcentage = nb / sum(nb) * 100)

*summarise() has grouped output by 'month'. You can override using the
```

```
# A tibble: 1,113 x 4
# Groups:
            month [12]
   month dest
                   nb pourcentage
   <int> <chr> <int>
                             <dbl>
 1
       1 ALB
                   64
                           0.237
 2
       1 ATL
                 1396
                           5.17
 3
       1 AUS
                  169
                           0.626
 4
                    2
       1 AVL
                           0.00741
 5
       1 BDL
                   37
                           0.137
 6
       1 BHM
                   25
                           0.0926
 7
       1 BNA
                  399
                           1.48
 8
       1 BOS
                 1245
                           4.61
 9
       1 BQN
                   93
                           0.344
10
       1 BTV
                  223
                           0.826
# i 1,103 more rows
```

`.groups` argument.

On peut à tout moment dégrouper un tableau à l'aide de dplyr::ungroup(). Ce serait par exemple nécessaire, dans l'exemple précédent, si on voulait calculer le pourcentage sur le nombre total de vols plutôt que sur le nombre de vols par mois :

```
flights |>
  group_by(month, dest) |>
  summarise(nb = n()) |>
  ungroup() |>
  mutate(pourcentage = nb / sum(nb) * 100)
```

`summarise()` has grouped output by 'month'. You can override using the `.groups` argument.

```
# A tibble: 1,113 x 4
   month dest
                   nb pourcentage
   <int> <chr> <int>
                             <dbl>
       1 ALB
                   64
                         0.0190
 1
 2
       1 ATL
                 1396
                         0.415
 3
                  169
       1 AUS
                         0.0502
 4
       1 AVL
                    2
                         0.000594
 5
       1 BDL
                   37
                         0.0110
 6
       1 BHM
                   25
                         0.00742
 7
       1 BNA
                  399
                         0.118
 8
       1 BOS
                 1245
                         0.370
 9
                         0.0276
       1 BQN
                   93
10
       1 BTV
                  223
                         0.0662
# i 1,103 more rows
```

À noter que dplyr::count(), par contre, renvoit un tableau non groupé:

```
flights |>
  count(month, dest)
```

```
# A tibble: 1,113 x 3
   month dest
                     n
   <int> <chr> <int>
 1
       1 ALB
                    64
 2
       1 ATL
                 1396
 3
       1 AUS
                   169
 4
                     2
       1 AVL
 5
       1 BDL
                    37
 6
       1 BHM
                   25
 7
       1 BNA
                   399
 8
       1 BOS
                 1245
 9
       1 BQN
                   93
10
       1 BTV
                   223
# i 1,103 more rows
```

8.4 Cheatsheet



8.5 webin-R

On pourra également se référer au webin-R#04 (manipuler les données avec dplyr) sur YouTube.

https://youtu.be/aFvBhgmawcs

9 Facteurs et forcats

Dans \mathbf{R} , les fecteurs sont utilisés pour représenter des variables catégorielles, c'est-à-dire des variables qui ont un nombre fixé et limité de valeurs possibles (par exemple une variable sexe ou une variable niveau d'éducation).

De telles variables sont parfois représentées sous forme textuelle (vecteurs de type character). Cependant, cela ne permets pas d'indiquer un ordre spécifique aux modalités, à la différence des facteurs.

Note

Lorsque l'on importe des données d'enquêtes, il est fréquent que les variables catégorielles sont codées sous la forme d'un code numérique (par exemple 1 pour femme et 2 pour homme) auquel est associé une étiquette de valeur. C'est notamment le fonctionnement usuel de logiciels tels que SPSS, Stata ou SAS. Les étiquettes de valeurs seront abordés dans un prochain chapitre (voir Chapitre 12). Au moment de l'analyse (tableaux statistiques, graphiques, modèles de régression...), il sera nécessaire de transformer ces vecteurs avec étiquettes en facteurs.

9.1 Création d'un facteur

Le plus simple pour créer un facteur est de partir d'un vecteur textuel et d'utiliser la fonction factor().

```
x <- c("nord", "sud", "sud", "est", "est")
x |>
factor()
```

[1] nord sud sud est est est Levels: est nord sud

Par défaut, les niveaux du facteur obtenu correspondent aux valeurs uniques du fecteur textuel, triés par ordre alphabétique. Si l'on veut contrôler l'ordre des niveaux, et éventuellement indiquer un niveau absent des données, on utilisera l'argument levels de factor().

```
x |>
factor(levels = c("nord", "est", "sud", "ouest"))
```

[1] nord sud sud est est est Levels: nord est sud ouest

Si une valeur observée dans les données n'est pas indiqué dans levels, elle sera siliencieusement convertie en valeur manquante (NA).

```
x |>
factor(levels = c("nord", "sud"))
```

[1] nord sud sud <NA> <NA> <NA> Levels: nord sud

Si l'on veut être averti par un warning dans ce genre de situation, on pourra avoir plutôt recours à la fonction readr::parse_factor() du package {readr}, qui, le cas échéant, renverra un tableau avec les problèmes rencontrés.

```
x |>
readr::parse_factor(levels = c("nord", "sud"))
```

Warning: 3 parsing failures.

row col expected actual
4 -- value in level set est
5 -- value in level set est
6 -- value in level set est

```
[1] nord sud sud <NA> <NA> <NA>
attr(,"problems")
# A tibble: 3 x 4
    row
          col expected
                                  actual
  <int> <int> <chr>
                                  <chr>
1
           NA value in level set est
2
      5
           NA value in level set est
3
           NA value in level set est
Levels: nord sud
```

Une fois un facteur créé, on peut accéder à la liste de ses étiquettes avec levels().

```
f <- factor(x)
levels(f)</pre>
```

[1] "est" "nord" "sud"

Dans certaines situations (par exemple pour la réalisation d'une régression logistique ordinale), on peut avoir avoir besoin d'indiquer que les modalités du facteur sont ordonnées héarchiquement. Dans ce cas là, on aura simplement recours à ordered() pour créer/convertir notre facteur.

```
c("supérieur", "primaire", "secondaire", "primaire", "supérieur") |>
ordered(levels = c("primaire", "secondaire", "supérieur"))
```

[1] supérieur primaire secondaire primaire supérieur Levels: primaire < secondaire < supérieur

Techniquement, les valeurs d'un facteur sont stockés de manière interne à l'aide de nombres entiers, dont la valeur représente la position de l'étiquette correspondante dans l'attribut levels. Ainsi, un facteur à n modalités sera toujours codé avec les nombre entiers allant de 1 à n.

```
class(f)
```

[1] "factor"

```
typeof(f)

[1] "integer"

as.integer(f)

[1] 2 3 3 1 1 1

as.character(f)

[1] "nord" "sud" "sud" "est" "est" "est"
```

9.2 Changer l'ordre des modalités

Le pacakge {forcats}, chargé par défaut lorsque l'on exécute la commande library(tidyverse), fournie plusieurs fonctions pour manipuler des facteurs. Pour donner des exemples d'utilisation de ces différentes fonctions, nous allons utiliser le jeu de données hdv2003 du package {questionr}.

```
library(tidyverse)
data("hdv2003", package = "questionr")
```

Considérons la variable *qualif* qui indique le niveau de qualification des enquêtés. On peut voir la liste des niveaux de ce facteur, et leur ordre, avec levels(), ou en effectuant un tri à plat avec la fonction questionr::freq().

```
hdv2003$qualif |>
levels()

[1] "Ouvrier specialise" "Ouvrier qualifie"

[3] "Technicien" "Profession intermediaire"

[5] "Cadre" "Employe"

[7] "Autre"
```

hdv2003\$qualif |> questionr::freq()

	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

Parfois, on a simplement besoin d'inverser l'ordre des facteurs, ce qui peut se faire facilement avec la fonction forcats::fct_rev(). Elle renvoie le facteur fourni en entrée en ayant inverser l'ordre des modalités (mais sans modifier l'ordre des valeurs dans le vecteur).

```
hdv2003$qualif |>
  fct_rev() |>
  questionr::freq()
```

	n	%	val%
Autre	58	2.9	3.5
Employe	594	29.7	35.9
Cadre	260	13.0	15.7
Profession intermediaire	160	8.0	9.7
Technicien	86	4.3	5.2
Ouvrier qualifie	292	14.6	17.7
Ouvrier specialise	203	10.2	12.3
NA	347	17.3	NA

Pour plus de contrôle, on utilisera forcats::fct_relevel() où l'on indique l'ordre souhaité des modalités. On peut également seulement indiquer les premières modalités, les autres seront ajoutées à la fin sans changer leur ordre.

```
hdv2003$qualif |>
  fct_relevel("Cadre", "Autre", "Technicien", "Employe") |>
  questionr::freq()
```

	n	%	val%
Cadre	260	13.0	15.7
Autre	58	2.9	3.5
Technicien	86	4.3	5.2
Employe	594	29.7	35.9
Ouvrier specialise	203	10.2	12.3
Ouvrier qualifie	292	14.6	17.7
Profession intermediaire	160	8.0	9.7
NA	347	17.3	NA

La fonction forcats::fct_infreq() ordonne les modalités de celle la plus fréquente à celle la moins fréquente (nombre d'observations) :

```
hdv2003$qualif |>
  fct_infreq() |>
  questionr::freq()
```

	n	%	val%
Employe	594	29.7	35.9
Ouvrier qualifie	292	14.6	17.7
Cadre	260	13.0	15.7
Ouvrier specialise	203	10.2	12.3
Profession intermediaire	160	8.0	9.7
Technicien	86	4.3	5.2
Autre	58	2.9	3.5
NA	347	17.3	NA

Pour inverser l'ordre, on combinera forcats::fct_infreq() avec forcats::fct_rev().

```
hdv2003$qualif |>
  fct_infreq() |>
  fct_rev() |>
```

questionr::freq()

```
% val%
                              2.9 3.5
Autre
Technicien
                          86 4.3 5.2
Profession intermediaire 160 8.0 9.7
Ouvrier specialise
                         203 10.2 12.3
Cadre
                         260 13.0 15.7
Ouvrier qualifie
                         292 14.6 17.7
                         594 29.7 35.9
Employe
                         347 17.3
NA
                                    NA
```

Dans certains cas, on souhaite créer un facteur dont les modalités sont triées selon leur ordre d'apparation dans le jeu de données. Pour cela, on aura recours à forcats::fct_inorder().

```
v <- c("c", "a", "d", "b", "a", "c")
factor(v)

[1] c a d b a c
Levels: a b c d

fct_inorder(v)

[1] c a d b a c
Levels: c a d b</pre>
```

La fonction forcats::fct_reorder() permets de trier les modalités en fonction d'une autre variable. Par exemple, si je souhaite trier les modalités de la variable *qualif* en fonction de l'âge moyen (dans chaque modalité):

```
hdv2003$qualif_tri_age <-
hdv2003$qualif |>
fct_reorder(hdv2003$age, .fun = mean)
hdv2003 |>
dplyr::group_by(qualif_tri_age) |>
```

dplyr::summarise(age_moyen = mean(age))

```
# A tibble: 8 \times 2
  qualif_tri_age
                             age_moyen
  <fct>
                                 <dbl>
1 Technicien
                                  45.9
2 Employe
                                  46.7
                                  47.0
3 Autre
4 Ouvrier specialise
                                  48.9
5 Profession intermediaire
                                  49.1
6 Cadre
                                  49.7
7 Ouvrier qualifie
                                  50.0
8 <NA>
                                  47.9
```



Une démonstration en vidéo de cet *add-in* est disponible dans le webin-R #05 (*recoder des variables*) sur [You-Tube](https://youtu.be/CokvTbtWdwc?t=3934). https://youtu.be/CokvTbtWdwc

9.3 Modifier les modalités

Pour modifier le nom des modalités, on pourra avoir recours à forcats::fct_recode() avec une syntaxe de la forme "nouveau nom" = "ancien nom".

```
hdv2003$sexe |>
    questionr::freq()

    n % val%

Homme 899 45 45

Femme 1101 55 55

hdv2003$sexe <-
    hdv2003$sexe |>
    fct_recode(f = "Femme", m = "Homme")
    hdv2003$sexe |>
    questionr::freq()

    n % val%

m 899 45 45
f 1101 55 55
```

On peut également fusionner des modalités ensemble en leur attribuant le même nom.

```
hdv2003$nivetud |> questionr::freq()
```

```
% val%
                                                                  n
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 17.0 18.1
1er cycle
                                                                204 10.2 10.8
                                                                183 9.2 9.7
2eme cycle
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 22.0 23.4
NA
                                                                112 5.6
                                                                           NA
```

```
hdv2003$nivetud |>
fct_recode(
    "primaire" = "N'a jamais fait d'etudes",
    "primaire" = "A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires",
    "primaire" = "Derniere annee d'etudes primaires",
    "secondaire" = "1er cycle",
    "secondaire" = "2eme cycle",
    "technique/professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel court",
    "technique/professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel long",
    "supérieur" = "Enseignement superieur y compris technique superieur"
    )
hdv2003$instruction |>
    questionr::freq()
```

	n	%	val%
primaire	466	23.3	24.7
secondaire	387	19.4	20.5
technique/professionnel	594	29.7	31.5
supérieur	441	22.0	23.4
NA	112	5.6	NA

? Interface graphique

Le package{questionr} propose une interface graphique facilitant le recodage des modalités d'une variable qualitative. L'objectif est de permettre à la personne qui l'utilise de saisir les nouvelles valeurs dans un formulaire, et de générer ensuite le code R correspondant au recodage indiqué.

Pour utiliser cette interface, sous **RStudio** vous pouvez aller dans le menu *Addins* (présent dans la barre d'outils principale) puis choisir *Levels recoding*. Sinon, vous pouvez lancer dans la console la fonction questionr::irec() en lui passant comme paramètre la variable à recoder.



La fonction forcats::fct_collapse() est une variante de forcats::fct_recode() pour indiquer les fusions de modalités. La même recodification s'écrirait alors :

```
hdv2003$instruction <-
  hdv2003$nivetud |>
  fct_collapse(
    "primaire" = c(
      "N'a jamais fait d'etudes",
      "A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires",
      "Derniere annee d'etudes primaires"
    ),
    "secondaire" = c(
      "1er cycle",
      "2eme cycle"
    ),
    "technique/professionnel" = c(
      "Enseignement technique ou professionnel court",
      "Enseignement technique ou professionnel long"
    ),
    "supérieur" = "Enseignement superieur y compris technique superieur"
```

Pour transformer les valeurs manquantes (NA) en une modalité explicite, on pourra avoir recours à forcats::fct_na_value_to_level()¹⁶.

```
explicite, on pourra avoir recours à forcats::fct_na_value_to_levêl() 16. Cette fonction s'appelait précédemment hdv2003$instruction <- forcats::fct_explicit_na() et a été renommée depuis la version 1.0.0 de {forcats}.

fct_na_value_to_level(level = "(manquant)")

hdv2003$instruction |>
```

```
n % val% primaire 466 23.3 23.3 secondaire 387 19.4 19.4 technique/professionnel 594 29.7 29.7 supérieur 441 22.0 22.0 (manquant) 112 5.6 5.6
```

questionr::freq()

Plusieurs fonctions permettent de regrouper plusieurs modalités dans une modalité *autres*.

Par exemple, avec forcats::fct_other(), on pourra indiquer les modalités à garder.

```
hdv2003$qualif |>
questionr::freq()
```

```
% val%
                        203 10.2 12.3
Ouvrier specialise
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
                        594 29.7 35.9
Employe
Autre
                         58 2.9 3.5
NA
                        347 17.3
                                  NA
```

```
hdv2003$qualif |>
  fct_other(keep = c("Technicien", "Cadre", "Employe")) |>
  questionr::freq()
```

```
n % val%
Technicien 86 4.3 5.2
Cadre 260 13.0 15.7
Employe 594 29.7 35.9
Other 713 35.6 43.1
NA 347 17.3 NA
```

La fonction forcats::fct_lump_n() permets de ne conserver que les modalités les plus fréquentes et de regrouper les autres dans une modalité autres.

```
hdv2003$qualif |>
  fct_lump_n(n = 4, other_level = "Autres") |>
  questionr::freq()
```

```
n % val%
Ouvrier specialise 203 10.2 12.3
Ouvrier qualifie 292 14.6 17.7
Cadre 260 13.0 15.7
Employe 594 29.7 35.9
```

```
304 15.2 18.4
Autres
NA
                  347 17.3 NA
```

Et forcats::fct_lump_min() celles qui ont un minimum d'observations.

```
hdv2003$qualif |>
    fct_lump_min(min = 200, other_level = "Autres") |>
    questionr::freq()
                          % val%
                     n
Ouvrier specialise 203 10.2 12.3
Ouvrier qualifie
                   292 14.6 17.7
Cadre
                   260 13.0 15.7
Employe
                   594 29.7 35.9
                   304 15.2 18.4
```

Il peut arriver qu'une des modalités d'un facteur ne soit pas représentée dans les données.

347 17.3

```
v <- factor(</pre>
    c("a", "a", "b", "a"),
    levels = c("a", "b", "c")
  )
  questionr::freq(v)
 n % val%
a 3 75
         75
b 1 25
         25
c 0 0
          0
```

Pour calculer certains tests statistiques ou faire tourner un modèle, ces modalités sans observation peuvent être problématiques. forcats::fct_drop() permet de supprimer les modalités qui n'apparaissent pas dans les données.

V

Autres

NA

```
[1] a a b a
Levels: a b c

v |> fct_drop()

[1] a a b a
Levels: a b

À l'inverse, forcats::fct_expand() permet d'ajouter une ou plusieurs modalités à un facteur.

v

[1] a a b a
Levels: a b c

v |> fct_expand("d", "e")

[1] a a b a
Levels: a b c d e
```

9.4 Découper une variable numérique en classes

Il est fréquent d'avoir besoin de découper une variable numérique en une variable catgéorielles (un facteur) à plusieurs modalités, par exemple pour créer des groupes d'âges à partir d'une variable age.

On utilise pour cela la fonction cut() qui 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 la variable age en cinq classes :

Par défaut **R** nous a bien créé cinq classes d'amplitudes égales. La première classe va de 17,9 à 33,8 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 :

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:

```
hdv2003 <-
    hdv2003 |>
    mutate(groupe_ages = cut(
      c(18, 20, 40, 60, 80, 97),
      include.lowest = TRUE
    ))
  hdv2003$groupe_ages |> questionr::freq()
               % val%
          n
[18,20]
        72
            3.6 3.6
(20,40] 660 33.0 33.0
(40,60] 780 39.0 39.0
(60,80] 436 21.8 21.8
(80,97]
        52 2.6 2.6
```

On peut également modifier le sens des intervalles avec l'option ${\tt right=FALSE}$:

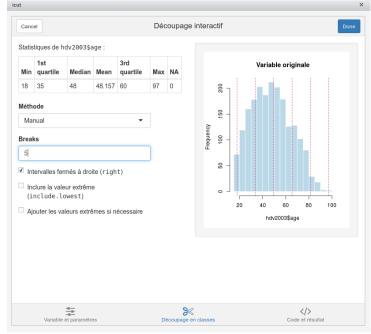
```
hdv2003 <-
hdv2003 |>
mutate(groupe_ages = cut(
    age,
    c(18, 20, 40, 60, 80, 97),
    include.lowest = TRUE,
    right = FALSE
))
```

hdv2003\$groupe_ages |> questionr::freq()

```
n % val% [18,20) 48 2.4 2.4 [20,40) 643 32.1 32.1 [40,60) 793 39.6 39.6 [60,80) 454 22.7 22.7 [80,97] 62 3.1 3.1
```

• Interface graphique

Il n'est pas nécessaire de connaître toutes les options de cut(). Le package {questionr} propose là encore une interface graphique permettant de visualiser l'effet des différents paramètres et de générer le code R correspondant. Pour utiliser cette interface, sous RStudio vous pouvez aller dans le menu Addins (présent dans la barre d'outils principale) puis choisir Numeric range dividing. Sinon, vous pouvez lancer dans la console la fonction questionr::icut() en lui passant comme paramètre la variable numérique à découper.



Une démonstration en vidéo de cet add-in est disponible dans le webin-R #05 ($recoder\ des\ variables$) sur [You-Tube](https://youtu.be/CokvTbtWdwc?t=2795). https://youtu.be/CokvTbtWdwc

10 Combiner plusieurs variables

Parfois, on a besoin de créer une nouvelle variable en partant des valeurs d'une ou plusieurs autres variables. Dans ce cas on peut utiliser les fonctions <code>dplyr::if_else()</code> pour les cas les plus simples, ou <code>dplyr::case_when()</code> pour les cas plus complexes.

Une fois encore, nous utiliser le jeu de données hdv2003 pour illustrer ces différentes fonctions.

```
library(tidyverse)
data("hdv2003", package = "questionr")
```

10.1 if_else()

dplyr::if_else() prend trois arguments: un test, les valeurs à renvoyer si le test est vrai, et les valeurs à renvoyer si le test est faux.

Voici un exemple simple :

```
v <- c(12, 14, 8, 16)
if_else(v > 10, "Supérieur à 10", "Inférieur à 10")
```

[1] "Supérieur à 10" "Supérieur à 10" "Inférieur à 10" "Supérieur à 10"

La fonction devient plus intéressante avec des tests combinant plusieurs variables. Par exemple, imaginons qu'on souhaite créer une nouvelle variable indiquant les hommes de plus de 60 ans :

```
hdv2003 <-
  hdv2003 |>
  mutate(
    statut = if_else(
       sexe == "Homme" & age > 60,
       "Homme de plus de 60 ans",
       "Autre"
    )
  )
  hdv2003 |>
  pull(statut) |>
  questionr::freq()
```

n % val% Autre 1778 88.9 88.9 Homme de plus de 60 ans 222 11.1 11.1

Il est possible d'utiliser des variables ou des combinaisons de variables au sein du dplyr::if_else(). Suppons une petite enquête menée auprès de femmes et d'hommes. Le questionnaire comportait une question de préférence posée différemment aux femmes et aux hommes et dont les réponses ont ainsi été collectées dans deux variables différentes, pref_f et pref_h, que l'on souhaite combiner en une seule variable. De même, une certaine mesure quantitative a été réalisée, mais une correction est nécessaire pour normaliser ce score (retirer 0.4 aux scores des hommes et 0.6 aux scores des femmes). Cela peut être réalisé avec le code ci-dessous.

```
df <- tibble(
    sexe = c("f", "f", "h", "h"),
    pref_f = c("a", "b", NA, NA),
    pref_h = c(NA, NA, "c", "d"),
    mesure = c(1.2, 4.1, 3.8, 2.7)
)
df

# A tibble: 4 x 4
    sexe    pref_f   pref_h   mesure</pre>
```

```
<chr>>
  <chr> <chr>
                          <dbl>
1 f
                 <NA>
                            1.2
         a
2 f
         b
                 <NA>
                            4.1
3 h
         <NA>
                 С
                            3.8
4 h
         <NA>
                 d
                            2.7
```

```
df <-
    df |>
    mutate(
        pref = if_else(sexe == "f", pref_f, pref_h),
        indicateur = if_else(sexe == "h", mesure - 0.4, mesure - 0.6)
    )
df
```

A tibble: 4 x 6

```
sexe pref_f pref_h mesure pref
                                     indicateur
                        <dbl> <chr>
  <chr> <chr>
               <chr>
                                          <dbl>
1 f
                <NA>
                          1.2 a
                                            0.6
        a
2 f
                <NA>
                          4.1 b
                                            3.5
        b
3 h
        <NA>
                          3.8 c
                                            3.4
4 h
        <NA>
                          2.7 d
                                            2.3
```

if_else() et ifelse()

La fonction dplyr::if_else() ressemble à la fonction ifelse() en base R. Il y a néanmoins quelques petites différences :

- dplyr::if_else() vérifie que les valeurs fournies pour true et celles pour false sont du même type et de la même classe et renvoie une erreur dans le cas contraire, là où ifelse() sera plus permissif;
- si un vecteur a des attributs (cf. Chapitre 6), ils seront préservés par dplyr::if_else() (et pris dans le vecteur true), ce que ne fera pas if_else();
- dplyr::if_else() propose un argument optionnel supplémentaire missing pour indiquer les valeurs à retourner lorsque le test renvoie NA.

10.2 case_when()

dplyr::case_when() est une généralisation de dplyr::if_else() qui permet d'indiquer plusieurs tests et leurs valeurs associées.

Imaginons que l'on souhaite créer une nouvelle variable permettant d'identifier les hommes de plus de 60 ans, les femmes de plus de 60 ans, et les autres. On peut utiliser la syntaxe suivante :

```
hdv2003 <-
hdv2003 |>
mutate(
    statut = case_when(
        age >= 60 & sexe == "Homme" ~ "Homme, 60 et plus",
        age >= 60 & sexe == "Femme" ~ "Femme, 60 et plus",
        TRUE ~ "Autre"
    )
)
hdv2003 |>
pull(statut) |>
questionr::freq()
```

```
n % val%
Autre 1484 74.2 74.2
Femme, 60 et plus 278 13.9 13.9
Homme, 60 et plus 238 11.9 11.9
```

dplyr::case_when() prend en arguments une série d'instructions sous la forme condition ~ valeur. Il les exécute une par une, et dès qu'une condition est vraie, il renvoit la valeur associée.

La clause TRUE ~ "Autre" permet d'assigner une valeur à toutes les lignes pour lesquelles aucune des conditions précédentes n'est vraie.

Important

Attention : comme les conditions sont testées l'une après l'autre et que la valeur renvoyée est celle correspondant à la première condition vraie, l'ordre de ces conditions est très important. Il faut absolument aller du plus spécifique au plus général.

Par exemple le recodage suivant ne fonctionne pas :

```
hdv2003 <-
    hdv2003 |>
    mutate(
      statut = case when(
        sexe == "Homme" ~ "Homme",
        age >= 60 & sexe == "Homme" ~ "Homme, 60 et plus",
        TRUE ~ "Autre"
      )
    )
  hdv2003 |>
    pull(statut) |>
    questionr::freq()
         n % val%
Autre 1101 55
                55
Homme 899 45
```

Comme la condition sexe == "Homme" est plus générale que sexe == "Homme" & age > 60, cette deuxième condition n'est jamais testée! On n'obtiendra jamais la valeur correspondante.

Pour que ce recodage fonctionne il faut donc changer l'ordre des conditions pour aller du plus spécifique au plus général :

```
hdv2003 <-
    hdv2003 |>
    mutate(
      statut = case_when(
         age >= 60 & sexe == "Homme" ~ "Homme, 60 et plus",
         sexe == "Homme" ~ "Homme",
        TRUE ~ "Autre"
      )
    )
  hdv2003 |>
    pull(statut) |>
    questionr::freq()
                           % val%
Autre
                   1101 55.0 55.0
Homme
                    661 33.1 33.1
Homme, 60 et plus 238 11.9 11.9
C'est pour cela que l'on peut utiliser, en toute dernière
condition, la valeur TRUE pour indiquer dans tous les
autres cas.
```

10.3 recode_if()

Parfois, on n'a besoin de ne modifier une variable que pour certaines observations. Prenons un petit exemple :

```
df <- tibble(
    pref = factor(c("bleu", "rouge", "autre", "rouge", "autre")),
    autre_details = c(NA, NA, "bleu ciel", NA, "jaune")
)
    df

# A tibble: 5 x 2
    pref autre_details
    <fct> <chr>
1 bleu <NA>
```

```
2 rouge <NA>
3 autre bleu ciel
4 rouge <NA>
5 autre jaune
```

Nous avons demandé aux enquêtés d'indiquer leur couleur préférée. Ils pouvaient répondre bleu ou rouge et avait également la possibilité de choisir autre et d'indiquer la valeur de leur choix dans un champs textuel libre.

Une des personnes enquêtées a choisi autre et a indiqué dans le champs texte la valeur bleu ciel. Pour les besoins de l'analyse, on peut considérer que cette valeur bleu ciel pour être tout simplement recodée en bleu.

En syntaxe \mathbf{R} classique, on pourra simplement faire :

```
df$pref[df$autre_details == "bleu ciel"] <- "bleu"</pre>
Avec dplyr::if_else(), on serait tenté d'écrire:
  df |>
    mutate(pref = if_else(autre_details == "bleu ciel", "bleu", pref))
# A tibble: 5 x 2
 pref autre_details
  <chr> <chr>
1 <NA> <NA>
2 <NA>
        <NA>
3 bleu bleu ciel
4 <NA>
        <NA>
5 autre jaune
On obtient une erreur, car dplyr::if_else() exige les valeurs
fournie pour true et false soient de même type. Essayons
alors:
```

```
# A tibble: 5 x 2
  pref autre_details
  <fct> <chr>
1 <NA> <NA>
2 <NA> <NA>
3 bleu bleu ciel
4 <NA> <NA>
5 autre jaune
```

Ici nous avons un autre problème, signalé par un message d'avertissement (warning) : dplyr::if_else() ne préserve que les attributs du vecteur passé en true et non ceux passés à false. Or l'ensemble des modalités (niveaux du facteur) de la variable pref n'ont pas été définis dans factor("bleu") et sont ainsi perdus, générant une perte de données (valeurs manquantes NA).

Pour obtenir le bon résultat, il faudrait inverser la condition :

```
df |>
    mutate(pref = if_else(
      autre_details != "bleu ciel",
      pref,
      factor("bleu")
    ))
# A tibble: 5 x 2
 pref autre_details
  <fct> <chr>
1 <NA>
        <NA>
2 <NA>
        <NA>
3 bleu bleu ciel
4 <NA>
        <NA>
5 autre jaune
```

Mais ce n'est toujours pas suffisant. En effet, la variable autre_details a des valeurs manquantes pour lesquelles le test autre_details != "bleu ciel" renvoie NA ce qui une fois encore génère des valeurs manquantes non souhaitées. Dès lors, il nous faut soit définir l'argument missing de dplyr::if_else(), soit être plus précis dans notre test.

```
df |>
    mutate(pref = if_else(
      autre_details != "bleu ciel",
      pref,
      factor("bleu"),
      missing = pref
    ))
# A tibble: 5 x 2
  pref autre_details
  <fct> <chr>
1 bleu <NA>
2 rouge <NA>
3 bleu bleu ciel
4 rouge <NA>
5 autre jaune
  df |>
    mutate(pref = if_else(
      autre_details != "bleu ciel" | is.na(autre_details),
      factor("bleu")
    ))
# A tibble: 5 x 2
  pref autre_details
  <fct> <chr>
1 bleu <NA>
2 rouge <NA>
3 bleu bleu ciel
4 rouge <NA>
5 autre jaune
```

Bref, on peut s'en sortir avec dplyr::if_else() mais ce n'est pas forcément le plus pratique dans le cas présent. La syntaxe

en base \mathbf{R} fonctionne très bien, mais ne peut pas être intégrée à un enchainement d'opérations utilisant le *pipe*.

Dans ce genre de situation, on pourra être intéressé par la fonction labelled::recode_if() disponible dans le package {labelled}. Elle permet de ne modifier que certaines observations d'un vecteur en fonction d'une condition. Si la condition vaut FALSE ou NA, les observations concernées restent inchangées. Voyons comment cela s'écrit:

```
df <-
    df |>
    mutate(
    pref = pref |>
        labelled::recode_if(autre_details == "bleu ciel", "bleu")
    )
    df

# A tibble: 5 x 2
    pref autre_details
    <fct> <chr>
1 bleu <NA>
2 rouge <NA>
3 bleu bleu ciel
4 rouge <NA>
5 autre jaune
```

C'est tout de suite plus intuitif!

11 Étiquettes de variables

11.1 Principe

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). Dans le champs des grandes enquêtes, il est fréquent de nommer les variables q101, q102, etc. pour refléter le numéro de la question et d'indiquer ce qu'elle réprésente (groupe d'âges, milieur de résidence...) avec une étiquette.

Un usage, introduit par le package {haven}, et repris depuis par de nombreux autres packages dont {gtsummary} que nous aborderons dans de prochains chapitres, consiste à stocker les étiquettes de variables sous la forme d'un attribut¹⁷ "label" attaché au vecteur / à la colonne du tableau.

Le package {labelled} permet de manipuler aisément ces étiquettes de variables.

La visonneuse de données de **RStudio** sait reconnaître et afficher ces étiquettes de variable lorsqu'elles existent. Prenons pour exemple le jeu de données **gtsummary::trial** dont les colonnes ont des étiquettes de variable. La commande **View(gtsummary::trial)** permet d'ouvrir la visionneuse de données de **RStudio**. Comme on peut le constater, une étiquette de variable est bien présente sous le nom des différentes colonnes.

La fonction labelled::look_for() du package {labelled} permet de lister l'ensemble des variables d'un tableau de données et affiche notamment les étiquettes de variable associées.

¹⁷ Pour plus d'information sur les attributs, voir Chapitre 6.

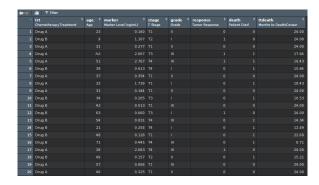


Figure 11.1: Présentation du tableau gtsummary::trial dans la visionneuse de RStudio

```
library(labelled)
gtsummary::trial |>
  look_for()
```

pos 1	variable trt	label Chemotherapy Treatment	<pre>col_type chr</pre>	missing O	values
2	age	Age	dbl	11	
3	marker	Marker Level (ng/mL)	dbl	10	
4	stage	T Stage	fct	0	T1
					T2
					T3
					T4
5	grade	Grade	fct	0	I
					II
					III
6	response	Tumor Response	int	7	
7	death	Patient Died	int	0	
8	ttdeath	${\tt Months\ to\ Death/Censor}$	dbl	0	

La fonction labelled::look_for() permet également de rechercher des variables en tenant compte à la fois de leur nom et de leur étiquette.

```
gtsummary::trial |>
  look_for("months")
```

• Astuce

Comme on le voit, la fonction labelled::look_for() est tout à fait adaptée pour générer un dictionnaire de codification. Ses différentes options sont détaillées dans une vignette dédiée. Les résultats renvoyés par labelled::look_for() sont récupérables dans un tableau de données que l'on pourra ainsi manipuler à sa guise.

```
gtsummary::trial |>
  look_for() |>
  dplyr::as_tibble()
```

#	A tibb	ole: 8 x 7	7		
	pos	variable	label	col_type m	issing
	<int></int>	<chr></chr>	<chr></chr>	<chr></chr>	<int></int>
1	1	trt	Chemotherapy Treatment	chr	0
2	2	age	Age	dbl	11
3	3	marker	Marker Level (ng/mL)	dbl	10
4	4	stage	T Stage	fct	0
5	5	grade	Grade	fct	0
6	6	response	Tumor Response	int	7
7	7	death	Patient Died	int	0
8	8	ttdeath	Months to Death/Censor	dbl	0

1	issing	levels	value_labels
	<int></int>	<named li>	<named list=""></named>
	0	<null></null>	<null></null>
	11	<null></null>	<null></null>
	10	<null></null>	<null></null>
	0	<chr [4]=""></chr>	<null></null>
	0	<chr [3]=""></chr>	<null></null>
	7	<null></null>	<null></null>
	0	<null></null>	<null></null>
	0	<null></null>	<null></null>

11.2 Manipulation sur un vecteur / une colonne

La fonction labelled::var_label() permets de voir l'étiquette de variable attachée à un vecteur (renvoie NULL s'il n'y en a pas) mais également d'ajouter/modifier une étiquette.

Le fait d'ajouter une étiquette de variable à un vecteur ne modifie en rien son type ni sa classe. 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.

```
v <- c(1, 5, 2, 4, 1)
v |> var_label()
```

NULL

```
var_label(v) <- "Mon étiquette"
var_label(v)</pre>
```

[1] "Mon étiquette"

```
num [1:5] 1 5 2 4 1
- attr(*, "label")= chr "Mon étiquette"
```

```
var_label(v) <- "Une autre étiquette"
var_label(v)</pre>
```

[1] "Une autre étiquette"

```
num [1:5] 1 5 2 4 1
- attr(*, "label") = chr "Une autre étiquette"
```

Pour supprimer une étiquette, il suffit d'attribuer la valeur NULL.

```
var_label(v) <- NULL
str(v)</pre>
```

```
num [1:5] 1 5 2 4 1
```

On peut appliquer labelled::var_label() directement sur une colonne de tableau.

```
var_label(iris$Petal.Length) <- "Longueur du pétale"
var_label(iris$Petal.Width) <- "Largeur du pétale"
var_label(iris$Species) <- "Espèce"
iris |>
   look_for()
```

```
pos variable
                 label
                                    col_type missing values
    Sepal.Length -
                                    dbl
                                    dbl
                                              0
    Sepal.Width -
   Petal.Length Longueur du pétale dbl
                                             0
   Petal.Width Largeur du pétale dbl
                                             0
                                             0
    Species
                 Espèce
                                    fct
                                                      setosa
                                                      versicolor
                                                      virginica
```

11.3 Manipulation sur un tableau de données

La fonction labelled::set_variable_labels() permets de manipuler les étiquettes de variable d'un tableau de données avec une syntaxe du type {dplyr}.

```
iris <-
   iris |>
   set_variable_labels(
      Species = NULL,
      Sepal.Length = "Longeur du sépale"
   )
iris |>
   look_for()
```

```
pos variable label col_type missing values
1 Sepal.Length Longeur du sépale dbl 0
2 Sepal.Width - dbl 0
```

```
3 Petal.Length Longueur du pétale dbl 0
4 Petal.Width Largeur du pétale dbl 0
5 Species - fct 0 setosa versicolor virginica
```

11.4 Préserver les étiquettes

Certaines fonctions de **R** ne préservent pas les attributs et risquent donc d'effacer les étiquettes de variables que l'on a définit. Un exemple est la fonction générique **subset()** qui permet de sélectionner certaines lignes remplissant une certaines conditions.

```
iris |>
  look_for()
```

```
pos variable
                 label
                                     col_type missing values
    Sepal.Length Longeur du sépale
                                     dbl
                                               0
2
    Sepal.Width
                                     dbl
                                               0
3
    Petal.Length Longueur du pétale dbl
                                               0
4
    Petal.Width Largeur du pétale
                                               0
                                     dbl
5
                                               0
    Species
                                     fct
                                                       setosa
                                                       versicolor
                                                       virginica
```

```
iris |>
  subset(Species == "setosa") |>
  look_for()
```

```
pos variable
                  label col_type missing values
1
    Sepal.Length -
                        dbl
                                  0
2
    Sepal.Width
                        dbl
                                  0
3
    Petal.Length -
                        dbl
                                  0
4
                                  0
    Petal.Width
                        dbl
5
    Species
                                  0
                        fct
                                          setosa
                                          versicolor
                                          virginica
```

On pourra, dans ce cas précis, préférer la fonction dplyr::filter() qui préserve les attributs et donc les étiquettes de variables.

```
iris |>
   dplyr::filter(Species == "setosa") |>
   look_for()
                 label
                                    col_type missing values
pos variable
    Sepal.Length Longeur du sépale
                                    dbl
                                             0
2
    Sepal.Width -
                                    dbl
                                             0
   Petal.Length Longueur du pétale dbl
                                             0
    Petal.Width Largeur du pétale
4
                                    dbl
                                             0
    Species
                                    fct
                                             0
                                                      setosa
                                                     versicolor
                                                     virginica
```

On pourra également tirer parti de la fonction labelled::copy_labels_from() qui permet de copier les étiquettes d'un tabeau à un autre.

```
iris |>
  subset(Species == "setosa") |>
  copy_labels_from(iris) |>
  look_for()
```

```
pos variable
                                    col_type missing values
                 label
    Sepal.Length Longeur du sépale
                                    dbl
                                             0
    Sepal.Width
                                    dbl
                                             0
    Petal.Length Longueur du pétale dbl
                                             0
4
    Petal.Width Largeur du pétale
                                    dbl
                                             0
5
    Species
                                             0
                                    fct
                                                      setosa
                                                      versicolor
                                                      virginica
```

12 Étiquettes de valeurs

Dans le domaine des grandes enquêtes, il est fréquent de coder les variables catégorielles avec des codes numériques auxquels on associé une certaines valeurs. Par exemple, une variable *milieu de résidence* pourrait être codée 1 pour urbain, 2 pour semi-urbain, 3 pour rural et 9 pour indiquer une donnée manquante. Une variable binaire pourrait quant à elle être codée 0 pour non et 1 pour oui. Souvent, chaque enquête définit ses propres conventions.

Les logiciels statistiques propriétaires SPSS, Stata et SAS ont tous les trois un système d'étiquettes de valeurs pour représenter ce type de variables catégorielles.

R n'a pas, de manière native, de système d'étiquettes de valeurs. Le format utilisé en interne pour représenter les variables catégorielles est celui des facteurs (cf. Chapitre 9). Cependant, ce dernier ne permet de contrôler comment sont associées une étiquette avec une valeur numérique précise.

12.1 La classe haven_labelled

Afin d'assurer une importation complète des données depuis SPSS, Stata et SAS, le package {haven} a introduit un nouveau type de vecteurs, la classe haven_labelled, qui permet justement de rendre compte de ces vecteurs labellisés (i.e. avec des étiquettes de valeurs). Le package {labelled} fournie un jeu de fonctions pour faciliter la manipulation des vecteurs labellisés.

Important

Les vecteurs labellisés sont un format intermédiaire qui permets d'importer les données telles qu'elles ont été définies dans le fichier source. Il n'est pas destiné à être utilisé pour l'analyse statistique.

Pour la réalisation de tableaux, graphiques, modèles, **R** attend que les variables catégorielles soit codées sous formes de facteurs, et que les variables continues soient numériques. On aura donc besoin, à un moment ou à un autre, de convertir les vecteurs labellisés en facteurs ou en variables numériques classiques.

12.2 Manipulation sur un vecteur / une colonne

Pour définir des étiquettes, la fonction de base est labelled::val_labels(). Il est possible de définir des étiquettes de valeurs pour des vecteurs numériques, d'entiers et textuels. On indiquera les étiquettes sous la forme étiquette = valeur. Cette fonction s'utilise de la même manière que labelled::var_label() abordée au chapitre précédent (cf. Chapitre 11). Un appel simple renvoie les étiquettes de valeur associées au vecteur, NULL s'il n'y en n'a pas. Combiner avec l'opérateur d'assignation (<-), on peut ajouter/modifier les étiquettes de valeurs associées au vecteur.

```
library(labelled)
v <- c(1, 2, 1, 9)
v

[1] 1 2 1 9

class(v)

[1] "numeric"</pre>
```

```
val labels(v)
NULL
  val_labels(v) <- c(non = 1, oui = 2)</pre>
  val_labels(v)
non oui
      2
  1
<labelled<double>[4]>
[1] 1 2 1 9
Labels:
 value label
     1
         non
     2
         oui
  class(v)
[1] "haven_labelled" "vctrs_vctr"
                                         "double"
```

Comme on peut le voir avec cet exemple simple :

- l'ajout d'étiquettes de valeurs modifie la class de l'objet (qui est maintenant un vecteur de la classe haven_labelled);
- l'objet obtenu est multi-classes, la classe double indiquant ici qu'il s'agit d'un vecteur numérique;
- il n'est pas obligatoire d'associer une étiquette de valeurs à toutes les valeurs observées dans le vecteur (ici, nous n'avons pas défini d'étiquettes pour la valeur 9).

La fonction labelled::val_label() (notez l'absence d'un s à la fin du nom de la fonction) permet d'accéder / de modifier l'étiquette associée à une valeur spécifique.

```
val_label(v, 1)
[1] "non"
  val_label(v, 9)
NULL
  val_label(v, 9) <- "(manquant)"</pre>
  val_label(v, 2) <- NULL</pre>
<labelled<double>[4]>
[1] 1 2 1 9
Labels:
 value
             label
     1
               non
     9 (manquant)
Pour supprimer, toutes les étiquettes de valeurs, on attribuera
NULL avec labelled::val_labels().
  val_labels(v) <- NULL</pre>
[1] 1 2 1 9
  class(v)
```

On remarquera que, lorsque toutes les étiquettes de valeurs sont supprimées, la nature de l'objet change à nouveau et il redevient un simple vecteur numérique.

[1] "numeric"

Mise en garde

Il est essentiel de bien comprendre que l'ajout d'étiquettes de valeurs ne change pas fondamentalement la nature du vecteur. Cela ne le transforme pas en variable catégorielle. À ce stade, le vecteur n'a pas été transformé en facteur. Cela reste un vecteur numérique qui est considéré comme tel par R. On peut ainsi en calculer une moyenne, ce qui serait impossible avec un facteur.

```
v <- c(1, 2, 1, 2)
val_labels(v) <- c(non = 1, oui = 2)
mean(v)

[1] 1.5

f <- factor(v, levels = c(1, 2), labels = c("non", "oui"))
mean(f)

Warning in mean.default(f): l'argument n'est ni numérique, ni logique : renvoi
de NA

[1] NA</pre>
```

Les fonctions labelled::val_labels() et labelled::val_label() peuvent également être utilisées sur les colonnes d'un tableau.

```
df <- dplyr::tibble(
    x = c(1, 2, 1, 2),
    y = c(3, 9, 9, 3)
)

val_labels(df$x) <- c(non = 1, oui = 2)
val_label(df$y, 9) <- "(manquant)"
df

# A tibble: 4 x 2
    x     y
    <dbl+lbl> <dbl+lbl>
1 [non] 3
```

```
2 2 [oui] 9 [(manquant)]
3 1 [non] 9 [(manquant)]
4 2 [oui] 3
```

On pourra noter, que si notre tableau est un *tibble*, les étiquettes sont rendues dans la console quand on affiche le tableau.

La fonction labelled::look_for() est également un bon moyen d'afficher les étiquettes de valeurs.

12.3 Manipulation sur un tableau de données

{labelled} fournie 3 fonctions directement applicables sur un tableau de données : labelled::set_value_labels(), labelled::add_value_labels() et labelled::remove_value_labels(). La première remplace l'ensemble des étiquettes de valeurs associées à une variable, la seconde ajoute des étiquettes de valeurs (et conserve celles déjà définies), la troisième supprime les étiquettes associées à certaines valeurs spécifiques (et laisse les autres inchangées).

```
df <- df |>
   set_value_labels(
     x = c(yes = 2),
     y = c("a répondu" = 3, "refus de répondre" = 9)
 df |>
   look_for()
pos variable label col_type missing values
                   dbl+lbl 0
                                     [2] yes
2
                   dbl+lbl 0
                                     [3] a répondu
    У
                                     [9] refus de répondre
 df <- df |>
   add_value_labels(
     x = c(no = 1)
   ) |>
   remove_value_labels(
     y = 9
   )
 df |>
   look_for()
pos variable label col_type missing values
                   dbl+lbl 0
                                     [2] yes
                                     [1] no
2
                   dbl+lbl 0
                                     [3] a répondu
    У
```

12.4 Conversion

12.4.1 Quand convertir les vecteurs labellisés ?

La classe haven_labelled permets d'ajouter des métadonnées aux variables sous la forme d'étiquettes de valeurs. Lorsque les données sont importées depuis SAS, SPSS ou Stata, cela permet notamment de conserver le codage original du fichier importé.

Mais il faut noter que ces étiquettes de valeur n'indique pas pour autant de manière systématique le type de variable (catégorielle ou continue). Les vecteurs labellisés n'ont donc pas vocation à être utilisés pour l'analyse, notamment le calcul de modèles statistiques. Ils doivent être convertis en facteurs (pour les variables catégorielles) ou en vecteurs numériques (pour les variables continues).

La question qui peut se poser est donc de choisir à quel moment cette conversion doit avoir lieu dans un processus d'analyse. On peut considérer deux approches principales.

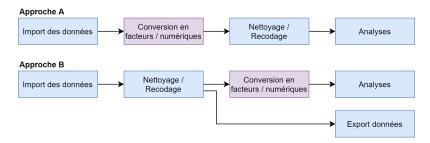


Figure 12.1: Deux approches possibles pour la conversion des étiquettes de valeurs

Dans l'approche A, les vecteurs labellisés sont convertis juste après l'import des données, en utilisant les fonctions labelled::unlabelled(), labelled::to_factor() ou base::unclass() qui sont présentées ci-après. Dès lors, toute la partie de nettoyage et de recodage des données se fera en utilisant les fonctions classiques de R. Si l'on n'a pas besoin de conserver le codage original, cette approche a l'avantage de s'inscrire dans le fonctionnement usuel de R.

Dans l'approche B, les vecteurs labellisés sont conservés pour l'étape de nettoyage et de recodage des données. Dans ce cas là, on pourra avoir recours aux fonctions de l'extension {labelled} qui facilitent la gestion des données labellisées. Cette approche est particulièrement intéressante quand (i) on veut pouvoir se référer au dictionnaire de codification fourni avec les données sources et donc on veut conserver le codage original et/ou (ii) quand les données devront faire l'objet d'un réexport après transformation. Par contre, comme dans

l'approche A, il faudra prévoir une conversion des variables labellisées au moment de l'analyse.



Avertissement

Dans tous les cas, il est recommandé d'adopter l'une ou l'autre approche, mais d'éviter de mélanger les différents types de vecteur. Une organisation rigoureuse de ses données et de son code est essentielle!

12.4.2 Convertir un vecteur labellisé en facteur

Il est très facile de convertir un vecteur labellisé en facteur à l'aide la fonction labelled::to_factor() du package $\{labelled\}^{18}$.

```
v \leftarrow c(1,2,9,3,3,2,NA)
val labels(v) <- c(</pre>
  oui = 1, "peut-être" = 2,
  non = 3, "ne sait pas" = 9
)
V
```

On priviligiera la fonction labelled::to_factor() fonction haven::as_factor() l'extension {haven}, la première ayant plus de possibilités et un comportement plus consistent.

```
<labelled<double>[7]>
[1] 1 2 9 3 3 2 NA
Labels:
 value
             label
     1
               oui
     2
        peut-être
               non
     9 ne sait pas
  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.

```
to_factor(v, 'l')
[1] oui
                 peut-être
                              ne sait pas non
                                                                     peut-être
                                                        non
[7] <NA>
Levels: oui peut-être non ne sait pas
  to factor(v, 'v')
[1] 1
         2
                                    <NA>
Levels: 1 2 3 9
  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 modalités du facteur seront triées 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.
  to factor(v, sort levels = 'v')
[1] oui
                 peut-être
                              ne sait pas non
                                                                     peut-être
                                                        non
[7] <NA>
Levels: oui peut-être non ne sait pas
  to_factor(v, sort_levels = '1')
[1] oui
                 peut-être
                              ne sait pas non
                                                        non
                                                                     peut-être
[7] <NA>
Levels: ne sait pas non oui peut-être
```

12.4.3 Convertir un vecteur labellisé en numérique ou en texte

Pour rappel, il existe deux types de vecteurs labellisés : des vecteurs numériques labellisés (x dans l'exemple ci-dessous) et des vecteurs textuels labellisés (y dans l'exemple ci-dessous).

```
x <- c(1, 2, 9, 3, 3, 2, NA)
val_labels(x) <- c(
  oui = 1, "peut-être" = 2,
  non = 3, "ne sait pas" = 9
)

y <- c("f", "f", "h", "f")
val_labels(y) <- c(femme = "f", homme = "h")</pre>
```

Pour leur retirer leur caractère labellisé et revenir à leur classe d'origine, on peut utiliser la fonction unclass().

À noter que dans ce cas-là, les étiquettes sont conservées comme attributs du vecteur.

Une alternative est d'utiliser labelled::remove_labels() qui supprimera toutes les étiquettes, y compris les étiquettes de variable. Pour conserver les étiquettes de variables et ne supprimer que les étiquettes de valeurs, on indiquera keep_var_label = TRUE.

```
var_label(x) <- "Etiquette de variable"
remove_labels(x)

[1] 1 2 9 3 3 2 NA

remove_labels(x, keep_var_label = TRUE)

[1] 1 2 9 3 3 2 NA

attr(,"label")
[1] "Etiquette de variable"

remove_labels(y)

[1] "f" "f" "h" "f"</pre>
```

Dans le cas d'un vecteur numérique labellisé que l'on souhaiterait convertir en variable textuelle, on pourra utiliser labelled::to_character() à la place de labelled::to_factor() qui, comme sa grande soeur, utilisera les étiquettes de valeurs.

12.4.4 Conversion conditionnelle en facteurs

Il n'est pas toujours possible de déterminer la nature d'une variable (continue ou catégorielle) juste à partir de la présence ou l'absence d'étiquettes de valeur. En effet, on peut utiliser des étiquettes de valeur dans le cadre d'une variable continue pour indiquer certaines valeurs spécifiques.

Une bonne pratique est de vérifier chaque variable inclue dans une analyse, une à une.

Cependant, une règle qui fonctionne dans 90% des cas est de convertir un vecteur labellisé en facteur si et seulement si toutes les valeurs observées dans le vecteur disposent d'une étiquette de valeur correspondante. C'est ce que propose la fonction labelled::unlabelled() qui peut même être appliqué à tout un tableau de données. Par défaut, elle fonctionne ainsi:

- 1. les variables non labellisées restent inchangées (variables f et g dans l'exemple ci-dessous);
- 2. si toutes les valeurs observées d'une variable labellisées ont une étiquette, elles sont converties en facteurs (variables b et c);
- 3. sinon, on leur applique base::unclass() (variables a, d et e).

```
df <- dplyr::tibble(
    a = c(1, 1, 2, 3),
    b = c(1, 1, 2, 3),
    c = c(1, 1, 2, 2),
    d = c("a", "a", "b", "c"),
    e = c(1, 9, 1, 2),
    f = 1:4,
    g = as.Date(c(
        "2020-01-01", "2020-02-01",
        "2020-03-01", "2020-04-01"
    ))
) |>
    set_value_labels(
    a = c(No = 1, Yes = 2),
```

```
b = c(No = 1, Yes = 2, DK = 3),
c = c(No = 1, Yes = 2, DK = 3),
d = c(No = "a", Yes = "b"),
e = c(No = 1, Yes = 2)
)
df |> look_for()
```

```
pos variable label col_type missing values
                   dbl+lbl 0
                                     [1] No
                                     [2] Yes
2
                   dbl+lbl 0
                                     [1] No
                                     [2] Yes
                                     [3] DK
    С
                   dbl+lbl 0
                                     [1] No
                                     [2] Yes
                                     [3] DK
4
                   chr+lbl 0
                                     [a] No
    d
                                     [b] Yes
5
                   dbl+lbl 0
                                     [1] No
                                     [2] Yes
6
                   int
                             0
                   date
    g
```

```
to_factor(df) |> look_for()
```

pos variable label col_type missing values fct 0 No Yes 3 2 b fct 0 No Yes DK 3 fct 0 No С Yes DK 4 d fct 0 No Yes С

```
pos variable label col_type missing values
1
                     dbl
                               0
2
    b
                     fct
                               0
                                        No
                                        Yes
                                        DK
3
    С
                     fct
                               0
                                        No
                                        Yes
                                        DK
4
                               0
    d
                     chr
5
                     dbl
                               0
    е
6
    f
                               0
                     int
7
                     date
                               0
    g
```

On peut indiquer certaines options, par exemple $drop_unused_labels$ = TRUE pour supprimer des facteurs créés les niveaux non observées dans les données (voir la variable c).

```
unlabelled(df, drop_unused_labels = TRUE) |>
  look_for()
```

pos variable label col_type missing values dbl 0 1 2 fct 0 b No Yes DK No 3 С fct 0 Yes 4 d chr 0 5 е dbl 0 6 f 0 int7 0 date g

```
unlabelled(df, levels = "prefixed") |>
look_for()
```

pos 1	variable a	label -	<pre>col_type dbl</pre>	missing	valı	ıes
2	b	-	fct	0		Yes
3	С	-	fct	0	[2]	No Yes
4	d	_	chr	0	[3]	אע
5	е	_	dbl	0		
6	f	_	int	0		
7	g	-	date	0		

13 Valeurs manquantes

Dans ${f R}$ base, les valeurs manquantes sont indiquées par la valeurs logiques ${\tt NA}$ que l'on peut utiliser dans tous types de vecteurs.

Dans certains cas, par exemple dans la fonction dplyr::if_else() qui vérifie que les deux options sont du même type, on peut avoir besoin de spécifier une valeur manquante d'un certains types précis (numérique, entier, textuel...) ce que l'on peut faire avec les constantes NA_real_, NA_integer_ ou encore NA_character_.

De base, il n'existe qu'un seul type de valeurs manquantes dans R. D'autres logiciels statistiques ont mis en place des systèmes pour distinguer plusieurs types de valeurs manquantes, ce qui peut avoir une importance dans le domaine des grandes enquêtes, par exemple pour distinguer des ne sait pas d'un refus de répondre ou d'un oubli enquêteur.

Ainsi, **Stata** et **SAS** ont un système de valeurs manquantes étiquettées ou tagged NAs, où les valeurs manquantes peuvent recevoir une étiquette (une lettre entre a et z). De son côté, **SPSS** permet d'indiquer, sous la forme de métadonnées, que certaines valeurs devraient être traitées comme des valeurs manquantes (par exemple que la valeur 8 correspont à des refus et que la valeur 9 correspond à des ne sait pas). Il s'agit alors de valeurs manquantes définies par l'utilisateur ou user NAs.

Dans tous les cas, il appartient à l'analyste de décider au cas par cas comment ces valeurs manquantes doivent être traitées. Dans le cadre d'une variable numérique, il est essentiel d'exclure ces valeurs manquantes pour le calcul de statistiques telles que la moyenne ou l'écart-type. Pour des variables catégorielles, les pourcentages peuvent être calculées sur l'ensemble de l'échantillon (les valeurs manquantes étant alors traitées comme des modalités à part entière) ou bien

uniquement sur les réponses valides, en fonction du besoin de l'analyse et de ce que l'on cherche à montrer.

Afin d'éviter toute perte d'informations lors d'un import de données depuis **Stata**, **SAS** et **SPSS**, le package {haven} propose une implémentation sous **R** des tagged NAs et des user NAs. Le package {labelled} fournit quant à lui différentes fonctions pour les manipuler aisément.

```
library(labelled)
```

13.1 Valeurs manquantes étiquettées (tagged NAs)

13.1.1 Création et test

Les tagged NAs sont de véritables valeurs manquantes (NA) au sens de R, auxquelles a été attachées sur étiquette, une lettre unique minuscule (a-z) ou majuscule (A-Z). On peut les créer avec labelled::tagged_na().

```
x <- c(1:3, tagged_na("a"), tagged_na("z"), NA)
```

Pour la plupart des fonctions de **R**, les tagged NAs sont juste considérées comme des valeurs manquantes régulières (regumar NAs). Dès lors, par défaut, elles sont justes affichées à l'écran comme n'importe quelle valeur manquante et la fonction is.na() renvoie TRUE.

```
X
```

[1] 1 2 3 NA NA NA

```
is.na(x)
```

[1] FALSE FALSE FALSE TRUE TRUE TRUE

```
Pour afficher les étiquettes associées à ces valeurs man-
quantes, il faut avoir recours à labelled::na_tag(),
labelled::print_tagged_na() ou encore labelled::format_tagged_na().
  na_tag(x)
[1] NA NA NA "a" "z" NA
  print_tagged_na(x)
[1]
        1
              2
                    3 NA(a) NA(z)
                                      NA
  format_tagged_na(x)
[1] "
         1" "
                 2" "
                          3" "NA(a)" "NA(z)" "
Pour tester si une certaine valeur manquante est une regular NA
ou une tagged NA, on aura recours à labelled::is_regular_na()
et à labelled::is_tagged_na().
  is.na(x)
[1] FALSE FALSE FALSE TRUE TRUE TRUE
  is_regular_na(x)
[1] FALSE FALSE FALSE FALSE TRUE
```

[1] FALSE FALSE FALSE TRUE TRUE FALSE

is_tagged_na(x)

Il est possible de tester une étiquette particulière en passant un deuxième argument à labelled::is_tagged_na().

```
is_tagged_na(x, "a")
```

[1] FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE FALSE

Note

Il n'est possible de définir des $tagged\ NAs$ seulement pour des vecteurs numériques (double). Si l'on ajoute une $tagged\ NA$ à un vecteur d'entiers, ce vecteur sera converti en vecteur numérique. Si on l'ajoute à un vecteur textuel, la valeur manquante sera convertie en $regular\ NA$.

```
valeur manquante sera convertie en regular NA.

y <- c("a", "b", tagged_na("z"))
y

[1] "a" "b" NA

is_tagged_na(y)

[1] FALSE FALSE FALSE

format_tagged_na(y)

Error: `x` must be a double vector

z <- c(1L, 2L, tagged_na("a"))
typeof(z)

[1] "double"

format_tagged_na(z)

[1] " 1" " 2" "NA(a)"</pre>
```

13.1.2 Valeurs uniques, doublons et tris

Par défaut, les fonctions classiques de R unique(), duplicated(), ordered() ou encore sort() traiteront les tagged NAs comme des valeurs manquantes tout ce qu'il y a de plus classique, et ne feront pas de différences entre des tagged NAs ayant des étiquettes différentes.

Pour traiter des tagged NAs ayant des étiquettes différentes comme des valeurs différentes, on aura recours aux fonctions labelled::unique_tagged_na(), labelled::duplicated_tagged_na(), labelled::order_tagged_na() ou encore labelled::sort_tagged_na().

```
x <- c(1, 2, tagged_na("a"), 1, tagged_na("z"), 2, tagged_na("a"), NA)
x |>
print_tagged_na()
```

[1] 1 2 NA(a) 1 NA(z) 2 NA(a) NA

```
x |>
  unique() |>
  print_tagged_na()
```

[1] 1 2 NA(a)

```
x |>
  unique_tagged_na() |>
  print_tagged_na()
```

[1] 1 2 NA(a) NA(z) NA

```
x |>
   duplicated()
```

[1] FALSE FALSE FALSE TRUE TRUE TRUE TRUE

```
x |>
    duplicated_tagged_na()
[1] FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE TRUE TRUE FALSE
  x |>
   sort(na.last = TRUE) |>
   print_tagged_na()
[1]
       1
           1
                   2
                     2 NA(a) NA(z) NA(a)
                                               NA
  x |>
    sort_tagged_na() |>
   print_tagged_na()
[1]
                         2 NA(a) NA(a) NA(z)
                   2
                                               NA
```

13.1.3 Tagged NAs et étiquettes de valeurs

Il est tout à fait possible d'associer une étiquette de valeurs (cf. Chapitre 12) à des $tagged\ NAs$.

```
x <- c(
    1, 0,
    1, tagged_na("r"),
    0, tagged_na("d"),
    tagged_na("z"), NA
)

val_labels(x) <- c(
    no = 0,
    yes = 1,
    "don't know" = tagged_na("d"),
    refusal = tagged_na("r")
)
x</pre>
```

```
<labelled<double>[8]>
[1] 1 0 1 NA(r) 0 NA(d) NA(z) NA

Labels:
  value label
    0     no
    1     yes
  NA(d) don't know
  NA(r) refusal
```

Lorsqu'un vecteur labellisé est converti en facteur avec labelled::to_factor(), les tagged NAs sont, par défaut convertis en en valeurs manquantes classiques (regular NAs). Il n'est pas possible de définir des tagged NAs pour des facteurs.

```
x |> to_factor()
[1] yes no yes <NA> no <NA> <NA> <NA>
Levels: no yes
```

L'option explicit_tagged_na de labelled::to_factor() permets de convertir les tagged NAs en modalités explicites du facteur.

explicit_tagged_na = TRUE

```
[1] [1] yes [0] no [1] yes [NA(r)] refusal [5] [0] no [NA(d)] don't know [NA(z)] NA(z) <NA>
Levels: [0] no [1] yes [NA(d)] don't know [NA(r)] refusal [NA(z)] NA(z)
```

13.1.4 Conversion en user NAs

La fonction labelled::tagged_na_to_user_na() permets de convertir des tagged NAs en user NAs.

```
x |>
    tagged_na_to_user_na()
<labelled_spss<double>[8]>
[1] 1 0 1 3 0 2 4 NA
Missing range: [2, 4]
Labels:
 value
            label
     0
              no
     1
              yes
     2 don't know
          refusal
     3
     4
            NA(z)
  x |>
    tagged_na_to_user_na(user_na_start = 10)
<labelled_spss<double>[8]>
[1] 1 0 1 11 0 10 12 NA
Missing range: [10, 12]
Labels:
 value
            label
     0
               no
     1
              yes
    10 don't know
    11
          refusal
    12
            NA(z)
```

La fonction labelled::tagged_na_to_regular_na() convertit les tagged NAs en valeurs manquantes classiques (regular NAs).

```
x |>
   tagged_na_to_regular_na()

<labelled<double>[8]>
[1] 1 0 1 NA 0 NA NA NA

Labels:
  value label
    0    no
    1    yes

  x |>
   tagged_na_to_regular_na() |>
   is_tagged_na()
```

[1] FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE

13.2 Valeurs manquantes définies par l'utilisateurs (user NAs)

Le package {haven} a introduit la classe haven_labelled_spss, une extension de la classe haven_labelled permettant d'indiquer des valeurs à considérer comme manquantes à la manière de SPSS.

! Important

Cela revient à associer à un vecteur des attributs (cf. Chapitre 6) additionnels pour indiquer des valeurs que l'utilisateur pourrait/devrait considérer comme manquante. Cependant, il ne s'agit que de métadonnées et en interne ces valeurs ne sont pas stockées sous forme de NA mais restent des valeurs valides.

Il convient de garder en mémoire que la très grande majorité des fonctions de R ne prendront pas en compte ces métadonnées et traiteront donc ces valeurs comme des valeurs valides. C'est donc à l'utilisateur de convertir, au besoin, ces les valeurs indiquées comme manquantes en réelles valeurs manquantes (NA).

13.2.1 Création

Il est possible d'indiquer des valeurs à considérer comme manquantes ($user\ NAs$) de deux manières :

- soit en indiquant une liste de valeurs individuelles avec labelled::na_values() (on peut indiquer NULL pour supprimer les déclarations existantes);
- soit en indiquant deux valeurs représentant une plage de valeurs à considérées comme manquantes avec labelled::na_range() (seront considérées comme manquantes toutes les valeurs supérieures ou égale au premier chiffre et inférieures ou égales au second chiffre¹⁹).

```
v <- c(1, 2, 3, 9, 1, 3, 2, NA)
val_labels(v) <- c(
  faible = 1,
  fort = 3,
   "ne sait pas" = 9
)
na_values(v) <- 9
v</pre>
```

19 On peut utiler -Inf et Inf qui représentent respectivement moins l'infini et l'infini.

```
na_values(v) <- NULL</pre>
<labelled<double>[8]>
[1] 1 2 3 9 1 3 2 NA
Labels:
 value
             label
     1
            faible
     3
              fort
     9 ne sait pas
  na_range(v) <- c(5, Inf)</pre>
<labelled_spss<double>[8]>
[1] 1 2 3 9 1 3 2 NA
Missing range: [5, Inf]
Labels:
 value
             label
     1
            faible
     3
              fort
     9 ne sait pas
```

On peut noter que les $user\ NAs$ peuvent cohabiter avec des $regular\ NAs$ ainsi qu'avec des étiquettes de valeurs ($value\ labels$, cf. Chapitre 12).

Pour manipuler les variables d'un tableau de données, on peut également avoir recours à labelled::set_na_values() et labelled::set_na_range().

```
df <-
   dplyr::tibble(
   s1 = c("M", "M", "F", "F"),
   s2 = c(1, 1, 2, 9)
) |>
```

```
set_na_values(s2 = 9)
df$s2

<labelled_spss<double>[4]>
[1] 1 1 2 9
Missing values: 9

df <-
    df |>
    set_na_values(s2 = NULL)
df$s2

<labelled<double>[4]>
[1] 1 1 2 9
```

13.2.2 Tests

La fonction is.na() est l'une des rares fonctions de base R à reconnaître les user NAs et donc à renvoyer TRUE dans ce cas. Pour des tests plus spécifiques, on aura recours à labelled::is_user_na() et labelled::is_regular_na().

```
v
<labelled_spss<double>[8]>
[1] 1 2 3 9 1 3 2 NA
Missing range: [5, Inf]

Labels:
value label
    1 faible
    3 fort
    9 ne sait pas

v |> is.na()
```

[1] FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE FALSE TRUE

```
v |> is_user_na()
```

[1] FALSE FALSE FALSE TRUE FALSE FALSE FALSE

```
v |> is_regular_na()
```

[1] FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE FALSE TRUE

13.2.3 Conversion

Comme dit précédemment, pour la plupart des fonctions de \mathbf{R} , les users NAs sont toujours des valeurs valides.

```
x <- c(1:5, 11:15)
na_range(x) <- c(10, Inf)
x
```

<labelled_spss<integer>[10]>
[1] 1 2 3 4 5 11 12 13 14 15
Missing range: [10, Inf]

```
mean(x)
```

[1] 8

On aura alors recours à labelled::user_na_to_regular_na() pour convertir les *users NAs* en véritables valeurs manquantes avant de procéder à un calcul statistique.

```
x |>
  user_na_to_na()
```

<labelled<integer>[10]>
[1] 1 2 3 4 5 NA NA NA NA NA

```
x |>
  user_na_to_na() |>
  mean(na.rm = TRUE)
```

[1] 3

Une alternative consiste à transformer les user NAs en tagged NAs avec labelled::user_na_to_tagged_na().

```
x |>
  user_na_to_tagged_na() |>
  print_tagged_na()
```

'x' has been converted into a double vector.

[1] 1 2 3 4 5 NA(a) NA(b) NA(c) NA(d) NA(e)

```
x |>
user_na_to_tagged_na() |>
mean(na.rm = TRUE)
```

'x' has been converted into a double vector.

[1] 3

Pour supprimer les métadonnées relatives aux *user NAs* sans les convertir en valeurs manquantes, on aura recours à labelled::remove_user_na().

```
x |>
    remove_user_na()

<labelled<integer>[10]>
[1] 1 2 3 4 5 11 12 13 14 15
```

```
x |>
  remove_user_na() |>
  mean()
```

[1] 8

Enfin, lorsque l'on convertit un vecteur labellisé en facteur avec labelled::to_factor(), on pourra utiliser l'argument user_na_to_na pour indiquer si les users NAs doivent être convertis ou non en valeurs manquantes classiques (NA).

```
x <- c(1, 2, 9, 2)
val_labels(x) <- c(oui = 1, non = 2, refus = 9)
na_values(x) <- 9
x |>
to_factor(user_na_to_na = TRUE)
```

[1] oui non <NA> non Levels: oui non

```
x |>
  to_factor(user_na_to_na = FALSE)
```

[1] oui non refus non Levels: oui non refus

14 Import & Export de données

14.1 Importer un fichier 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 commaseparated value, sachant que suivant les logiciels le séparateur peut être une virgule ou un point-virgule).

14.1.1 Structure d'un fichier texte

Dès lors, avant d'importer un fichier texte dans \mathbf{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 ?
- 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.

14.1.2 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 $From\ CSV^{20}$. Cette option est également disponible via l'onglet Environment dans le quadrant haut-droite.

Pour la suite, nous allons utiliser ce fichier texte à titre d'exemple.

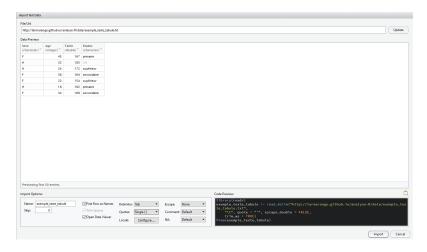


Figure 14.1: Importer un fichier texte avec RStudio

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.

20 L'option CSV fonctionne pour tous les fichiers de type texte, même si votre fichier a une autre extension, .txt par exemple

Vous pourrez remarquer que **RStudio** fait appel à l'extension {readr} du tidyverse pour l'import des données via la fonction readr::read_csv().

 $\{\text{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).

14.1.3 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 readr::read_csv() pour plus de détails. Par exemple :

```
library(readr)
d <- read_delim(
   "http://larmarange.github.io/analyse-R/data/exemple_texte_tabule.txt",
   delim = "\t",
   quote = "'"
)</pre>
```

On peut indiquer le chemin local vers un fichier (le plus courant) ou bien directement l'URL d'un fichier sur Internet.

{readr} propose plusieurs fonctions proches : readr::read_delim(), readr::read_csv(), readr::read_csv2() et readr::read_tsv(). Elles fonctionnent toutes de manière identique et ont les mêmes arguments. Seule différence, les valeurs par défaut de certainsparamètres.

• Fichiers de très grande taille

Si vous travaillez sur des données de grandes dimensions, les formats texte peuvent être lents à exporter et importer. Dans ce cas là, on pourra jeter un œil au package {vroom} et/ou aux fonctions data.table::fread() et data.table::fwrite().

Dans des manuels ou des exemples en ligne, vous trouverez parfois mention des fonctions utils::read.table(), utils::read.csv(), utils::read.csv2(), utils::read.delim() ou encore utils::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.

14.2 Importer un fichier 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} du *tidyverse*.

La fonction readxl::read_excel() permet d'importer à la fois des fichiers .xls (Excel 2003 et précédents) et .xlsx (Excel 2007 et suivants).

```
library(readxl)
donnees <- read_excel("data/fichier.xlsx")</pre>
```

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, ...).

```
donnees <- read_excel("data/fichier.xlsx", sheet = 3)
donnees <- read_excel("data/fichier.xlsx", sheet = "mes_donnees")</pre>
```

On pourra préciser avec col_names si la première ligne contient le nom des variables.

Par défaut, readxl::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.

14.3 Importer depuis des logiciels de statistique

Le package {haven} du *tidyverse* a été développé spécifiquement pour permettre l'importation de données depuis les formats des logiciels **Stata**, **SAS** et **SPSS**.

Il vise à offrir une importation unifiée depuis ces trois logiciels (là où le package {foreign} distribué en standard avec R adopte des conventions différentes selon le logiciel source).

Afin de ne pas perdre d'information lors de l'import, {haven} a introduit la notion d'étiquettes de variables (cf. Chapitre 11), une classe de vecteurs pour la gestion des étiquettes de valeurs (cf. Chapitre 12), des mécanismes pour reproduire la gestion des valeurs manquantes de ces trois logiciels (cf. Chapitre 13), mais également une gestion et un import correct des dates, datesheures et des variables horaires (cf. le package {hms}).

À noter que **RStudio** intègre égalements une interface graphique pour l'import des fichiers **Stata**, **SAS** et **SPSS**.

14.3.1 SPSS

Les fichiers générés par SPSS sont de deux types : les fichiers SPSS natifs (extension .sav) et les fichiers au format SPSS export (extension .por).

Dans les deux cas, on aura recours à la fonction haven::read_spss():

```
library(haven)
donnees <- read_spss("data/fichier.sav", user_na = TRUE)</pre>
```

Valeurs manquantes

Dans **SPSS**, il est possible de définir des valeurs à considérées comme manquantes ou *user NAs*, voir Chapitre 13. Par défaut, haven::read_spss() convertir toutes ces valeurs en NA lors de l'import.

Or, il est parfois important de garder les différentes valeurs originelles. Dans ce cas, on appellera haven::read_spss() avec l'option user_na = TRUE.

14.3.2 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 haven::read_sas() de l'extension {haven}:

```
library(haven)
donnees <- read_sas("data/fichier.sas7bdat")</pre>
```

Au besoin, on pourra préciser en deuxième argument le nom d'un fichier **SAS catalogue** (extension .sas7bcat) contenant les métadonnées du fichier de données.

```
library(haven)
donnees <- read_sas(
   "data/fichier.sas7bdat",
   catalog_file = "data/fichier.sas7bcat"
)</pre>
```

Note

Les fichiers au format **SAS export** peuvent être importés via la fonction foreign::read.xport() de l'extension {foreign}. Celle-ci s'utilise très simplement, en lui passant le nom du fichier en argument:

```
library(foreign)
donnees <- read.xport("data/fichier.xpt")</pre>
```

14.3.3 Stata

Pour les fichiers **Stata** (extension .dta), on aura recours aux fonctions haven::read_dta() et haven::read_stata() de l'extension {haven}. Ces deux fonctions sont identiques.

```
library(haven)
donnees <- read_dta("data/fichier.dta")</pre>
```

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. Elles sont importées par {haven} sous formes de tagged NAs, cf. Chapitre 13.

14.3.4 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 foreign::read.dbf() de l'extension {foreign}.

```
library(foreign)
donnees <- read.dbf("data/fichier.dbf")</pre>
```

14.4 Sauver ses données

 ${f R}$ dispose également de son propre format pour sauvegarder et échanger des données. On peut sauver n'importe quel objet créé avec ${f R}$ 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:

```
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():

```
load("export.RData")
```

♦ Mise en garde

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.

```
save.image()
```

Un autre mécanisme possible est le format **RDS** de **R**. La fonction saveRDS() permet de sauvegarder un et un seul objet **R** dans un fichier.

```
saveRDS(d, file = "mes_donnees.rds")
```

Cet objet pourra ensuite être lu avec la fonction readRDS(). Mais au lieu d'être directement chargé dans la mémoire de l'environnement de travail, l'objet lu sera retourné par la fonction readRDS() et ce sera à l'utilisateur de le sauvegarder.

14.5 Export de tableaux de données

On peut avoir besoin d'exporter un tableau de données ${\bf R}$ vers différents formats. La plupart des fonctions d'import disposent d'un équivalent permettant l'export de données. On citera notamment :

- readr::write_csv() et readr::write_tsv() permettent d'exporter au format CSV et texte tabulé respectivement, readr::write_delim() offrant de multiples options pour l'exort au format texte;
- haven::write_sas() permet d'exporter au format SAS;
- haven::write_sav() au format SPSS;
- haven::write_dta() au format Stata;
- foreign::write.dbf() au format dBase.

L'extension readxl ne fournit pas de fonction pour exporter au format Excel. Par contre, on pourra passer par la fonction openxlsx::write.xlsx() du package {openxlsx} ou la fonction xlsx::write.xlsx() de l'extension {xlsx}. L'intérêt de {openxlsx} est de ne pas dépendre de Java à la différence de {xlsx}.

15 Mettre en forme des nombres

Dans les chapitres suivants, nous aurons régulièrement besoin, pour produire des tableaux ou des figures propres, de **fonctions de formatage** qui permettent de transformer des valeurs numériques en chaînes de texte.

La fonction **R** de base est format() mais de nombreux autres packages proposent des variations pour faciliter cette opération. Le plus complet est probablement {scales} et, notamment, ses fonctions scales::label_number() et scales::number().

Elles ont l'air très similaires et partagent un grand nombre de paramètres en commun. La différence est que scales::number() a besoin d'un vecteur numérique en entrée qu'elle va mettre en forme, tandis que que scales::label_number() renvoie une fonction que l'on pourra ensuite appliquer à un vecteur numérique.

```
library(scales)
  x \leftarrow c(0.0023, .123, 4.567, 874.44, 8957845)
  number(x)
[1] "0.00"
                                     "4.57"
                                                     "874.44"
                                                                      "8 957 845.00"
                    "0.12"
  f <- label_number()</pre>
  f(x)
[1] "0.00"
                     "0.12"
                                     "4.57"
                                                      "874.44"
                                                                      "8 957 845.00"
  label number()(x)
```

[1] "0.00" "0.12" "4.57" "874.44" "8 957 845.00"

Dans de nombreux cas de figure (par exemple pour un graphique {ggplot2} ou un tableau {gtsummary}), il sera demandé de fournir une fonction de formatage, auquel cas on aura recours aux fonctions de {scales} préfixées par label_*() qui permettent donc de générer une fonction personnalisée.

15.1 label_number()

scales::label_number() est la fonction de base de mise en forme de nombres dans {scales}, une majorité des autres fonctions faisant appel à scales::label_number() et partageant les mêmes arguments.

Le paramètre accurary permets de définir le niveau d'arrondi à utiliser. Par exemple, .1 pour afficher une seule décimale. Il est aussi possible d'indiquer un nombre qui n'est pas une puissance de 10 (par exemple .25). Si on n'indique rien (NULL), alors scales::label_number() essaiera de deviner un nombre de décimales pertinent en fonction des valeurs du vecteur de nombres à mettre en forme.

```
label_number(accuracy = NULL)(x)
[1] "0.00"
                    "0.12"
                                   "4.57"
                                                   "874.44"
                                                                   "8 957 845.00"
  label_number(accuracy = .1)(x)
[1] "0.0"
                  "0.1"
                                 "4.6"
                                                "874.4"
                                                               "8 957 845.0"
  label_number(accuracy = .25)(x)
[1] "0.0"
                  "0.0"
                                 "4.5"
                                                "874.5"
                                                               "8 957 845.0"
```

L'option scale permets d'indiquer un facteur multiplicatif à appliquer avant de mettre en forme. On utilisera le plus souvent les options prefix et suffix en même temps pour indiquer les unités.

```
label_number(scale = 100, suffix = "%")(x) # pour cent
[1] "0%"
                   "12%"
                                   "457%"
                                                  "87 444%"
                                                                  "895 784 500%"
  label_number(scale = 1000, suffix = "\u2030")(x) # pour mille
[1] "2%"
                      "123%"
                                       "4 567%"
                                                         "874 440%"
[5] "8 957 845 000%"
  label_number(scale = .001, suffix = " milliers", accuracy = .1)(x)
[1] "0.0 milliers"
                       "0.0 milliers"
                                           "0.0 milliers"
                                                               "0.9 milliers"
[5] "8 957.8 milliers"
```

Les arguments decimal.mark et big.mark permettent de définir, respectivement, le séparateur de décimale et le séparateur de milliers. Ainsi, pour afficher des nombres à la française (virgule pour les décimales, espace pour les milliers) :

Note : il est possible d'utiliser small.interval et small.mark pour ajouter des séparateurs parmi les décimales.

Les options style_positive et style_negative permettent de personnaliser la manière dont les valeurs positives et négatives sont mises en forme.

```
y <- c(-1.2, -0.3, 0, 2.4, 7.2)
label_number(style_positive = "plus")(y)

[1] "-1.2" "-0.3" "0.0" "+2.4" "+7.2"

label_number(style_negative = "parens")(y)

[1] "(1.2)" "(0.3)" "0.0" "2.4" "7.2"</pre>
```

15.2 Les autres fonctions de {scales}

15.2.1 label_comma()

scales::label_comma() (et scales::comma()) est une variante de scales::label_number() qui, par défaut, affiche les nombres à l'américaine, avec une virgule comme séparateur de milliers.

15.2.2 label_percent()

scales::label_percent() (et scales::percent()) est une
variante de scales::label_number() qui affiche les nombres
sous formes de pourcentages (les options par défaut sont scale
= 100, suffix = "%").

```
label_percent()(x)
```

[1] "0%" "12%" "457%" "87 444%" "895 784 500%"

On peut utiliser cette fonction pour afficher des résultats en pour mille (le code unicode du symbole % étant u2030) :

```
label_percent(scale = 1000, suffix = "\u2030")(x)
```

- [1] "2%" "123%" "4 567%" "874 440%"
- [5] "8 957 845 000%"

15.2.3 label_dollar()

scales::label_dollar() est adapté à l'affichage des valeurs monétaires.

```
label_dollar()(x)
```

[1] "\$0" "\$5" "\$874" "\$8,957,845"

label_dollar(prefix = "", suffix = " €", accuracy = .01, big.mark = " ")(x)

- [1] "0.00 €" "0.12 €" "4.57 €" "874.44 €"
- [5] "8 957 845.00 €"

L'option style_negative permet d'afficher les valeurs négatives avec des parenthèses, convention utilisée dans certaines disciplines.

```
label_dollar()(c(12.5, -4, 21, -56.36))
[1] "$12.50" "-$4.00" "$21.00" "-$56.36"
  label_dollar(style_negative = "parens")(c(12.5, -4, 21, -56.36))
[1] "$12.50"
              "($4.00)" "$21.00"
                                      "($56.36)"
15.2.4 label_pvalue()
scales::label_pvalue() est adapté pour la mise en forme de
p-valeurs.
  label_pvalue()(c(0.000001, 0.023, 0.098, 0.60, 0.9998))
[1] "<0.001" "0.023" "0.098" "0.600" ">0.999"
  label_pvalue(accuracy = .01, add_p = TRUE)(c(0.000001, 0.023, 0.098, 0.60))
[1] "p<0.01" "p=0.02" "p=0.10" "p=0.60"
15.2.5 label_number_si()
scales::label_number_si() cherche le préfixe du Système in-
ternational d'unités le plus proche et arrondi chaque valeur en
fonction, en ajoutant la précision correspondante.
  label_number_si(unit = "g")(c(.00000145, .0034, 5, 12478, 14569787))
Warning: `label_number_si()` was deprecated in scales 1.2.0.
i Please use the `scale_cut` argument of `label_number()` instead.
[1] "0.0000 g" "0.0034 g" "5.0000 g" "12 Kg"
                                                  "15 Mg"
```

15.2.6 label_scientific()

scales::label_scientific() affiche les nombres dans un format scientifique (avec des puissances de 10).

```
label_scientific(unit = "g")(c(.00000145, .0034, 5, 12478, 14569787))
```

```
[1] "1.45e-06" "3.40e-03" "5.00e+00" "1.25e+04" "1.46e+07"
```

15.2.7 label_bytes()

scales::label_bytes() mets en forme des tailles exprimées en octets, utilisant au besoin des multiples de 1024.

```
b <- c(478, 1235468, 546578944897)
label_bytes()(b)
```

[1] "478 B" "1 MB" "547 GB"

```
label_bytes(units = "auto_binary")(b)
```

[1] "478 iB" "1 MiB" "509 GiB"

15.2.8 label_ordinal()

scales::label_bytes() permets d'afficher des rangs ou nombres ordinaux. Plusieurs langues sont disponibles.

```
label_ordinal()(1:5)
```

[1] "1st" "2nd" "3rd" "4th" "5th"

```
label_ordinal(rules = ordinal_french())(1:5)
```

[1] "1er" "2e" "3e" "4e" "5e"

```
label_ordinal(rules = ordinal_french(gender = "f", plural = TRUE))(1:5)

[1] "1res" "2es" "3es" "4es" "5es"

15.2.9 label_date(), label_date_short() & label_time()

scales::label_date(), scales::label_date_short() et scales::label_time() peuvent être utilisées pour la mise en forme de dates.

label_date()(as.Date("2020-02-14"))

[1] "2020-02-14"

label_date(format = "%d/%m/%Y")(as.Date("2020-02-14"))

[1] "14/02/2020"

label_date_short()(as.Date("2020-02-14"))

[1] "14\nfévr.\n2020"
```

La mise en forme des dates est un peu complexe. Ne pas hésiter à consulter le fichier d'aide de la fonction base::strptime() pour plus d'informations.

15.2.10 label_wrap()

La fonction scales::label_wrap() est un peu différente. Elle permets d'insérer des retours à la ligne (\n) dans des chaines de caractères. Elle tient compte des espaces pour identifier les mots et éviter ainsi des coupures au milieu d'un mot.

[1] "Ceci est un texte assez long et que l'on souhaiterait afficher sur plusieurs\nlignes. Cep

```
label_wrap(80)(x) |> message()
```

Ceci est un texte assez long et que l'on souhaiterait afficher sur plusieurs lignes. Cependant, on souhaite éviter que des coupures apparaissent au milieu d'un mot.

```
label_wrap(40)(x) |> message()
```

Ceci est un texte assez long et que l'on souhaiterait afficher sur plusieurs lignes. Cependant, on souhaite éviter que des coupures apparaissent au milieu d'un mot.

15.3 Les fonctions de formatage de {gtsummary}

Véritable couteau-suisse du statisticien, le package {gtsummary} sera largement utilisé dans les prochains chapitres pour produire des tableaux statistiques prêts à être publiés.

Ce package utilise par défaut ses propres fonctions de formatage mais, au besoin, il sera toujours possible de lui transmettre des fonctions de formatage créées avec {scales}.

15.3.1 style_number()

Fonction de base, gtsummary::style_number() accepte les paramètres big.mark (séparateur de milliers), decimal.mark (séparateur de décimales) et scale (facteur d'échelle). Le nombre de décimales se précisera quant à lui avec digits où l'on indiquera le nombre de décimales souhaité.

```
library(gtsummary)
```

#Uighur

Astuce

Nous verrons dans le chapitre sur les statistiques univariées (cf. Section 18.2.1) la fonction gtsummary::theme_gtsummary_language() qui permet de fixer globalement le séparateur de milliers et celui des décimales, afin de changer les valeurs par défaut de l'ensemble des fonctions de formatage de {gtsummary}. Il est important de noter que cela n'a aucun effet sur les fonctions de formatage de {scales}.

Mise en garde

gtsummary::style_number() est directement une fonction de formatage (comme scales::number()) et non une fonction qui générère une fonction de formatage (comme scales::label::number()).

Pour créer une fonction de formatage personnalisée, on pourra avoir recours à purrr::partial() qui permet d'appeller partiellement une fonctio et qui renvoie une nouvelle fonction avec des paramètres par défaut person-

15.3.2 style_sigfig()

Variante de gtsummary::style_number(), gstummary::style_sigfig() arrondi les valeurs transmises pour n'afficher qu'un nombre choisi de chiffres significatifs. Le nombre de décimales peut ainsi varier.

```
style_sigfig(x)

[1] "0.12" "0.90" "1.1" "12" "-0.12" "-0.90" "-1.1" "-132"

style_sigfig(x, digits = 3)

[1] "0.123" "0.900" "1.12" "12.3" "-0.123" "-0.900" "-1.12" "-132"
```

15.3.3 style_percent()

La fonction gtsummary::style_percent() a un fonctionnement un peu différent de celui de scales::label_percent(). Par défaut, le symbole % n'est pas affiché (mais paramétrable avec symbol = TRUE. Par défaut, une décimale est affichée pour les valeurs inférieures à 10% et aucune pour celles supérieures à 10%. Un symbole < est ajouté devant les valeurs strictement positives inférieures à 0,1%.

```
v <- c(0, 0.0001, 0.005, 0.01, 0.10, 0.45356, 0.99, 1.45)
label_percent(accuracy = .1)(v)</pre>
```

```
[1] "0.0%"
            "0.0%"
                     "0.5%"
                             "1.0%"
                                     "10.0%" "45.4%" "99.0%" "145.0%"
  style_percent(v)
[1] "0"
          "<0.1" "0.5" "1.0" "10"
                                      "45"
                                             "99"
                                                    "145"
  style_percent(v, symbol = TRUE)
[1] "0%"
           "<0.1%" "0.5%" "1.0%" "10%"
                                           "45%"
                                                   "99%"
                                                          "145%"
  style_percent(v, digits = 1)
[1] "0"
           "0.01" "0.50" "1.00" "10.0" "45.4" "99.0" "145.0"
15.3.4 style_pvalue()
La fonction gtsummary::style_pvalue() est similaire à
scales::label_pvalue() mais adapte le nombre de déci-
males affichées,
  p <- c(0.000001, 0.023, 0.098, 0.60, 0.9998)
  label_pvalue()(p)
[1] "<0.001" "0.023" "0.098" "0.600" ">0.999"
  style_pvalue(p)
[1] "<0.001" "0.023" "0.10"
                            "0.6"
                                      ">0.9"
  style_pvalue(p, prepend_p = TRUE)
[1] "p<0.001" "p=0.023" "p=0.10" "p=0.6"
```

15.3.5 style_ratio()

Enfin, gtsummary::style_ratio() est adaptée à l'affichage de ratios.

```
r <- c(0.123, 0.9, 1.1234, 12.345, 101.234, -0.123, -0.9, -1.1234, -12.345, -101.234)
style_ratio(r)

[1] "0.12" "0.90" "1.12" "12.3" "101" "-0.12" "-0.90" "-1.12" "-12.3"
[10] "-101"
```

15.4 Bonus: signif_stars() de {ggstats}

La fonction ggstats::signif_stars() de {ggstats} permet d'afficher des p-valeurs sous forme d'étoiles de significativité, Par défaut, trois astérisques si p < 0.001, deux si p < 0.01, une si p < 0.05 et un point si p < 0.10. Les valeurs sont bien sur paramétrables.

15.5

16 Couleurs & Palettes

Dans les prochains chapitres, notamment lorsque nous ferons des graphiques, nous aurons besoin de spécier à ${\bf R}$ les couleurs souhaitées.

Le choix d'une palette de couleurs adaptée à sa représentation graphique est également un élément essentiel avec quelques règles de base : un dégradé est adpaté pour représentée une variable continue tandis que pour une variable catégorielle non ordonnée on aura recours à une palette contrastée.

16.1 Noms de couleur

Lorsque l'on doit indiquer à **R** une couleur, notamment dans les fonctions graphiques, on peut mentionner certaines couleurs en toutes lettres (en anglais) comme "red" ou "blue". La liste des couleurs reconnues par **R** est disponible sur http://www.stat.columbia.edu/~tzheng/files/Rcolor.pdf.

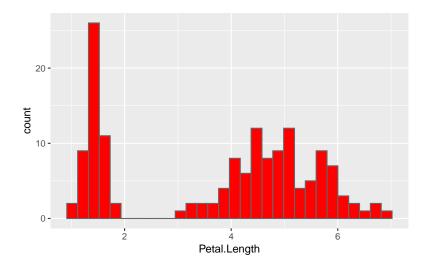
```
library(tidyverse)
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length) +
  geom_histogram(colour = "red", fill = "blue")
```



16.2 Couleurs RVB et code hexadécimal

En informatique, les couleurs sont usuellement codées en Rouge/Vert/Bleu (voir https://fr.wikipedia.org/wiki/Roug e_vert_bleu) et représentées par un code hexadécimal à 6 caractères (chiffres 0 à 9 et/ou lettres A à F), précédés du symbole #. Ce code est reconnu par R. On pourra par exemple indiquer "#FF0000" pour la couleur rouge ou "#666666" pour un gris foncé. Le code hexadécimal des différentes couleurs peut s'obtenir aisément sur internet, de nombreux sites étant consacrés aux palettes de couleurs.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length) +
  geom_histogram(colour = "#666666", fill = "#FF0000")
```



Parfois, au lieu du code hexadécimal, les couleurs RVB sont indiquées avec trois chiffres entiers compris entre 0 et 255. La conversion en hexadécimal se fait avec la fonction grDevices::rgb().

```
rgb(255, 0, 0, maxColorValue = 255)
```

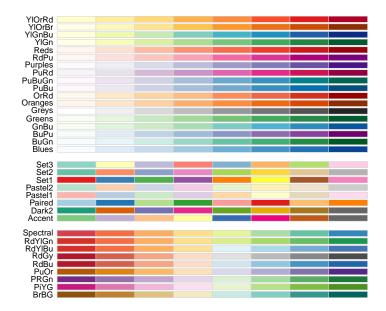
[1] "#FF0000"

16.3 Palettes de couleurs

16.3.1 Color Brewer

Le projet Color Brewer a développé des palettes cartographiques, à la fois séquentielles, divergentes et catégorielles, présentées en détail sur http://colorbrewer2.org/. Pour chaque type de palette, et en fonction du nombre de classes, est indiqué sur ce site si la palette est adaptée aux personnes souffrant de daltonisme, si elle est rendra correctement sur écran, en cas d'impression couleur et en cas d'impression en noir et blanc.

Voici un aperçu des différentes palettes disponibles :



L'extension {RColorBrewer} permets d'accéder à ces palettes sous ${\bf R}.$

Si on utilise {ggplot2}, les palettes Color Brewer sont directement disponibles via les fonctions ggplot2::scale_fill_brewer() et ggplot2::scale_colour_brewer().

♦ Mise en garde

Les palettes Color Brewer sont seulement implémentées pour des variables catégorielles. Il est cependant possible de les utiliser avec des variables continues en les combinants avec ggplot2::scale_fill_gradientn() ou ggplot2::scale_coulour_gradientn() (en remplaçant "Set1" par le nom de la palette désirée):

scale_fill_gradientn(values = RColorBrewer::brewer.pal(6, "Set1"))

16.3.2 Palettes de Paul Tol

Le physicien Paul Tol a développé plusieurs palettes de couleurs adaptées aux personnes souffrant de déficit de perception des couleurs (daltonisme). À titre personnel, il s'agit des palettes de couleurs que j'utilise le plus fréquemment.

Le détail de ses travaux est présenté sur https://personal.sron.nl/~pault/.

Le pacakge $\{khroma\}$ implémente ces palettes de couleurs proposées par Paul Tol afin de pouvoir les utilisées directement dans \mathbf{R} et avec $\{ggplot\}$.

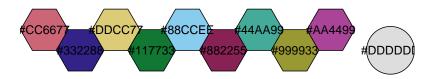
```
library(khroma)
plot_scheme(colour("bright")(7), colours = TRUE)
```



```
ggplot(mpg) +
  aes(x = displ, y = hwy, colour = class) +
  geom_point() +
  khroma::scale_colour_bright()
```



plot_scheme(colour("muted")(9), colours = TRUE)



plot_scheme(colour("PRGn")(9), colours = TRUE, size = 0.9)



Pour la liste complète des palettes disponibles, voir https://packages.tesselle.org/khroma/articles/tol.html.

16.3.3 Interface unifiée avec {paletteer}

L'extension {paletteer} vise à proposer une interface unifiée pour l'utilisation de palettes de couleurs fournies par d'autres packages (dont {khroma}, mais aussi par exemple {ggsci} qui fournit les palettes utilisées par certaines revues scientifiques). Plus de 2 500 palettes sont ainsi disponibles.

On peut afficher un aperçu des principales palettes disponibles dans {paletteer} avec la commande suivante :

```
gt::info_paletteer()
```

Pour afficher la liste complète des palettes discrètes et continues, on utilisera les commandes suivantes :

```
palettes_d_names |> View()
palettes_c_names |> View()
```

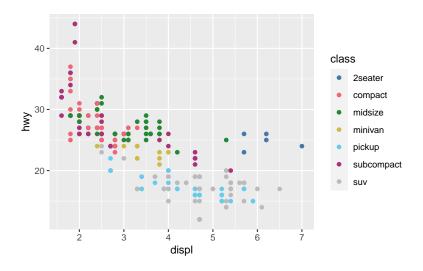
La fonction paletteer::paletteer_d() permet d'obtenir les codes hexadécimaux d'une parlette discrète en précisant le nombre de couleurs attendues. Les fonctions paletteer::scale_color_paletteer_d() et paletteer::scale_fill_paletteer_d() permettront d'utiliser une palette donnée avec {ggplot2}.

```
library(paletteer)
paletteer_d("khroma::bright", n = 5)
```

<colors>

#4477AAFF #EE6677FF #228833FF #CCBB44FF #66CCEEFF

```
ggplot(mpg) +
  aes(x = displ, y = hwy, colour = class) +
  geom_point() +
  scale_color_paletteer_d("khroma::bright")
```



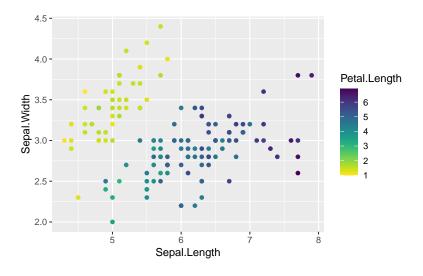
L'équivalent existe pour les palettes continues, avec paletteer::paletteer_c(), paletteer::scale_color_paletteer_c() et paletteer::scale_fill_paletteer_c().

```
paletteer_c("viridis::viridis", n = 6)
```

<colors>

#440154FF #414487FF #2A788EFF #22A884FF #7AD151FF #FDE725FF

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Sepal.Length, y = Sepal.Width, colour = Petal.Length) +
  geom_point() +
  scale_colour_paletteer_c("viridis::viridis", direction = -1)
```



partie III

Analyses

17 Graphiques avec ggplot2

Le package {ggplot2} fait partie intégrante du *tidyverse*. Développé par Hadley Wickham, ce package met en œuvre la grammaire graphique théorisée par Leland Wilkinson. Il devient vite indispensable lorsque l'on souhaite réaliser des graphiques un peu complexe.

17.1 Ressources

Il existe de très nombreuses ressources traitant de {ggplot2}.

Pour une introduction en français, on pourra se référer au chapitre Visualiser avec ggplot2 de l'Introduction à R et au tidyverse de Julien Barnier, au chapitre Introduction à ggplot2, la grammaire des graphiques du site analyse-R et adapté d'une séance de cours de François Briatte, ou encore au chapitre Graphiques du cours Logiciel R et programmation d'Ewen Gallic.

Pour les anglophones, la référence reste encore l'ouvrage gg-plot2: Elegant Graphics for Data Analysis d'Hadley Wickham lui-même, dont la troisième édition est librement accessible en ligne (https://ggplot2-book.org/). D'un point de vue pratique, l'ouvrage R Graphics Cookbook: practical recipes for visualizing data de Winston Chang est une mine d'informations, ouvrage là encore librement accessible en ligne (https://r-graphics.org/).

17.2 Les bases de ggplot2

{ggplot2} nécessite que les données du graphique soient sous la forme d'un tableau de données (data.frame ou tibble) au format tidy, c'est-à-dire avec une ligne par observation et les différentes valeurs à représenter sous forme de variables du tableau.

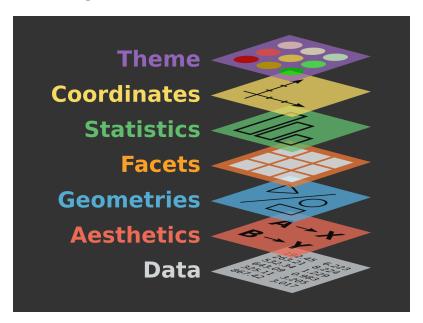


Figure 17.1: La grammaire des graphiques

Tous les graphiques avec {ggplot2} suivent une même logique. En **premier** lieu, on appelera la fonction ggplot2::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), la forme des points (shape), 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 ggplot2::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 ggplot2::geom_point() pour dessiner

des points, ggplot2::geom_line() pour des lignes, ggplot2::geom_bar() pour des barres ou encore ggplot2::geom_area() pour des aires. Il existe de nombreuses géométries différentes²¹, chacune prenant en compte certaines esthétiques, certaines sheet de {ggplot2}, voir Section 17.3. étant requises pour cette géométrie et d'autres optionnelles. La liste des esthétiques prises en compte par chaque géométrie

Voici un exemple minimal de graphique avec {ggplot2} :

est indiquée dans l'aide en ligne de cette dernière.

```
library(ggplot2)
p <-
    ggplot(iris) +
    aes(
    x = Petal.Length,
    y = Petal.Width,
    colour = Species
) +
    geom_point()
p</pre>
```

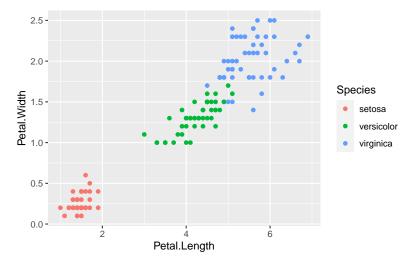


Figure 17.2: Un exemple simple de nuage de points avec ggplot2

Syntaxe additive

Le développement de {ggplot2} a débuté avant celui du tidyverse et la généralisation du pipe. Dès lors, on ne sera pas étonné que la syntaxe de {ggplot2} n'ait pas recours à ce dernier mais repose sur une approche additive. Un graphique est dès lors initialisé avec la fonction ggplot2::ggplot() et l'on ajoutera successivement des éléments au graphique en appelant différentes fonctions et en utilisant l'opérateur +.

Il est ensuite possible de personnaliser de nombreux éléments d'un graphique et notamment :

- les étiquettes ou labs (titre, axes, légendes) avec ggplot2::ggtitle(), ggplot2::xlab(), ggplot2::ylab() ou encore la fonction plus générique ggplot2::labs();
- les échelles (scales) des différentes esthétiques avec les fonctions commençant par scale_;
- le système de *coordonnées* avec les fonctions commençant par coord_;
- les facettes (facets) avec les fonctions commençant par facet_;
- la légende (guides) avec les fonctions commençant par guide_;
- le *thème* du graphiques (mise en forme des différents éléments) avec ggplot2::theme().

```
p +
  labs(
    x = "Longueur du pétale",
    y = "Largeur du pétale",
    colour = "Espèce"
) +
  ggtitle(
    "Relation entre longueur et largeur des pétales",
    subtitle = "Jeu de données Iris"
) +
  scale_x_continuous(breaks = 1:7) +
  scale_y_continuous(
```

```
labels = scales::label_number(decimal.mark = ",")
) +
coord_equal() +
facet_grid(cols = vars(Species)) +
guides(
    color = guide_legend(nrow = 2)
) +
theme_light() +
theme(
    legend.position = "bottom",
    axis.title = element_text(face = "bold")
)
```

Relation entre longueur et largeur des pétales

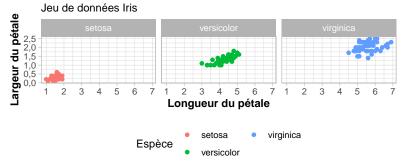


Figure 17.3: Un exemple avancé de nuage de points avec ggplot2

Pour visualiser chaque étape du code, vous pouvez consulter le diaporama suivant : https://larmarange.github.io/guide-R/analyses/ressources/flipbook-ggplot2.html



Figure 17.4: Cheatsheet ggplot2

17.3 Cheatsheet

17.4 Exploration visuelle avec esquisse

Le package {esquisse} propose un addin offrant une interface visuelle pour la création de graphiques {ggplot2}. Après installation du package, on pourra lancer {esquisse} directement à partir du menu addins de RStudio.

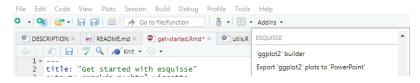


Figure 17.5: Lancement d'esquisse à partir du menu Addins de $\mathbf{RStudio}$

Au lancement de l'addin, une interface permettra de choisir le tableau de données à partir duquel générer le graphique. Le plus simple est de choisir un tableau présent dans l'environnement. Mais {esquisse} offre aussi la possibilité d'importer des fichiers externes, voir de procéder à quelques modificatios des données.

Le principe général d'{esquisse} consiste à associer des variables à des esthétiques par glisser/déposer²². L'outil déterminera automatiquement une géométrie adaptée en fonction de la nature des variables (continues ou catgéorielles). Un clic sur le nom de la géométrie en haut à gauche permet de sélectionner une autre géométrie.

Les menus situés en bas de l'écran permettent d'ajouter/modifier des étiquettes, de modifier certaines options du graphiques, de

²² Si une esthétique n'est pas visible à l'écran, on pourra cliquer en haut à droite sur l'icône en forme de roue dentée afin de choisir d'afficher plus d'esthétiques.

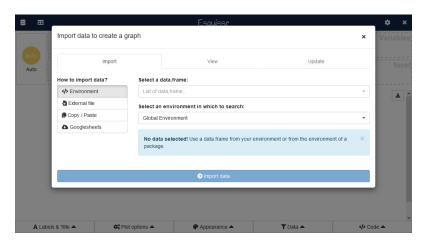


Figure 17.6: Import de données au lancement d'esquisse



Figure 17.7: Choix d'une géométrie dans esquisse

modifier les échelles de couleurs et l'apparence du graphique, et de filtrer les observations inclues dans le graphique.

Le menu **Code** permet de récupérer le code correspondant au graphique afin de pouvoir le copier/coller dans un script.



Figure 17.8: Obtenir le code du graphique obtenu avec esquisse

{esquisse} offre également la possibilité d'exporter le graphique obtenu dans différents formats.

17.5 webin-R

L'utilisation d' $\{esquisse\}$ est présentée dans le webin-R #03 (statistiques descriptives avec gtsummary et esquisse) sur You-Tube.

https://youtu.be/oEF_8GXyP5c

{ggplot2} est abordé plus en détails dans le webin-R #08 (gg-plot2 et la grammaire des graphiques) sur YouTube.

https://youtu.be/msnwENny_cg

17.6 Combiner plusieurs graphiques

Plusieurs packages proposent des fonctions pour combiner ensemble des graphiques {ggplot2}, comme {patchwork}, {ggpubr}, {egg} ou {cowplot}. Ici, nous privilégierons le package {patchwork} car, bien qu'il ne fasse pas partie du tidyverse, est développé et maintenant par les mêmes auteurs que {ggplot2}.

Commençons par créer quelques graphiques avec {ggplot2}.

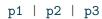
```
p1 <- ggplot(mtcars) +
   aes(x = wt, y = mpg) +
   geom_point()
p2 <- ggplot(mtcars) +
   aes(x = factor(cyl)) +
   geom_bar()
p3 <- ggplot(mtcars) +
   aes(x = factor(cyl), y = mpg) +
   geom_violin() +
   theme(axis.title = element_text(size = 20))
p4 <- ggplot(mtcars) +
   aes(x = factor(cyl), y = mpg) +
   geom_boxplot() +
   ylab(NULL)</pre>
```

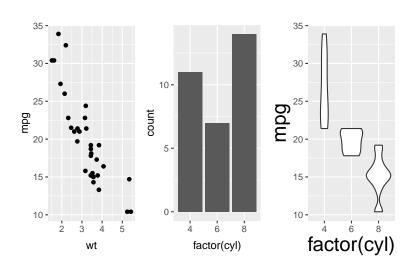
Le symbole + permet de combiner des graphiques entre eux. Le package {patchwork} déterminera le nombre de lignes et de colonnes en fonction du nombre de graphiques. On pourra noter que les axes des graphiques sont alignés les uns par rapports aux autres.

```
library(patchwork)
p1 + p2 + p3 + p4
```

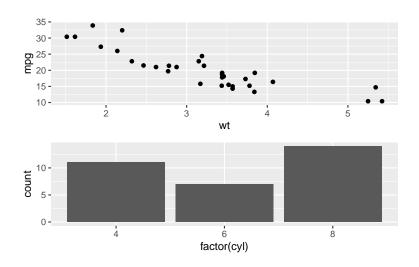


Les symboles \mid et / permettent d'indiquer une disposition côte à côte ou les uns au-dessus des autres.

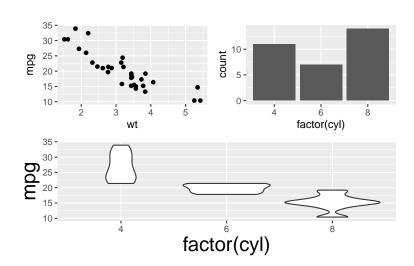


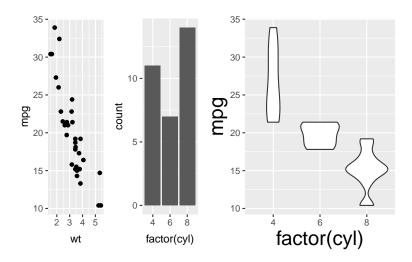


p1 / p2

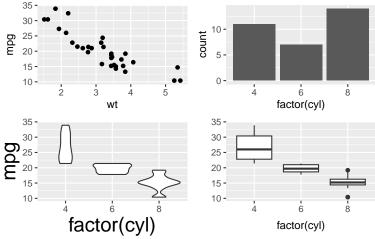


On peut utiliser les parenthèses pour indiquer des arrangements plus complexes.





Si l'on a une liste de graphiques, on pourra appeler patchwork::wrap_plots().



La fonction patchwork::plot_layout() permet de controler les hauteurs / largeurs relatives des lignes / colonnes.

$p1 + p2 + p3 + p4 + plot_layout(widths = c(2, 1))$ 35 -30 -10 count 5 -15 **-**0 -10factor(cyl) 35 -35 -30 -30 -25 -E 20 -25 -20 -15 -15 -

On peut également ajouter un titre ou des étiquettes avec patchwork::plot_annotation().

10 -

factor(cyl)

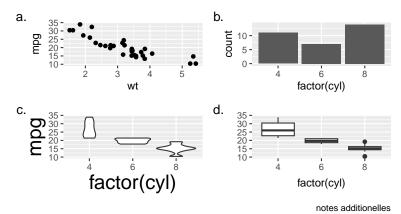
```
p1 + p2 + p3 + p4 +
  plot_annotation(
    title = "Titre du graphique",
    subtitle = "sous-titre",
    caption = "notes additionelles",
    tag_levels = "a",
    tag_suffix = "."
)
```

factor(cyl)

10-

Titre du graphique

sous-titre



18 Statistique univariée & Intervalles de confiance

On entend par statistique univariée l'étude d'une seule variable, que celle-ci soit continue (quantitative) ou catégorielle (qualitative). La statistique univariée fait partie de la statistique descriptive.

18.1 Exploration graphique

Une première approche consiste à explorer visuelle la variable d'intérêt, notamment à l'aide de l'interface proposée par {esquisse} (cf Section 17.4).

Nous indiquons ci-après le code correspond aux graphiques {ggplot2} les plus courants.

```
library(ggplot2)
```

18.1.1 Variable continue

Un histogramme est la représentation graphique la plus commune pour représenter la distribution d'une variable, par exemple ici la longueur des pétales (variable Petal.Length) du fichier de données datasets::iris. Il s'obtient avec la géométrie ggplot2::geom_histogram().

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length) +
  geom_histogram()
```

`stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.

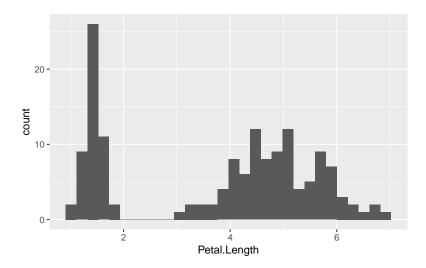


Figure 18.1: un histogramme simple

Astuce

Il faut noter qu'il nous a suffit d'associer simplement la variable Petal.Length à l'esthétique \mathbf{x} , sans avoir eu besoin d'indiquer une variable pour l'esthétique \mathbf{y} .

En fait, {ggplot2} associe par défaut à toute géométrie une certaine statistique. Dans le cas de ggplot2::geom_histogram(), il s'agit de la statistique ggplot2::stat_bin() qui divise la variable continue en classes de même largeur et compte le nombre d'observation dans chacunes. ggplot2::stat_bin() renvoie un certain nombre de variables calculées (la liste complète est indiquée dans la documentation dans la section Compute variables), dont la variable count qui correspond au nombre d'observations la classe. On peut associer cette variable calculée à une esthétique grace à la fonction ggplot2::after_stat(), par exemple aes(y = after_stat(count)). Dans le cas présent, ce n'est pas nécessaire car {ggplot2} fait cette association automatiquement si l'on n'a pas déjà attribué une variable à l'esthétique y.

On peut personnaliser la couleur de remplissage des rectangles en indiquant une valeur fixe pour l'esthétique fill dans l'appel de ggplot2::geom_histogram() (et non via la fonction ggplot2::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.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length) +
  geom_histogram(
    fill ="lightblue",
    colour = "black",
    binwidth = 1
  ) +
  xlab("Longeur du pétale") +
  ylab("Effectifs")
```

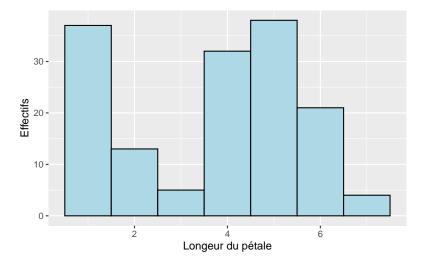


Figure 18.2: un histogramme personnalisé

On peut alternativement indiquer un nombre de classes avec bins.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length) +
  geom_histogram(bins = 10, colour = "black")
```

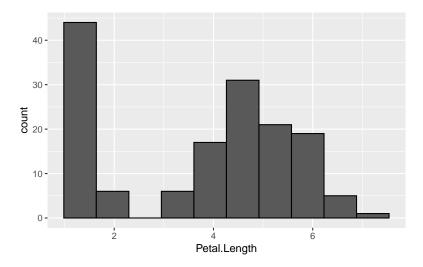


Figure 18.3: un histogramme en 10 classes

Une représentation alternative de la distribution d'une variable peut être obtenue avec une courbe de densité, dont la particularité est d'avoir une surface sous la courbe égale à 1. Une telle courbe s'obtient avec ggplot2::geom_density(). Le paramètre adjust permet d'ajuster le niveau de lissage de la courbe.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length) +
  geom_density(adjust = .5)
```

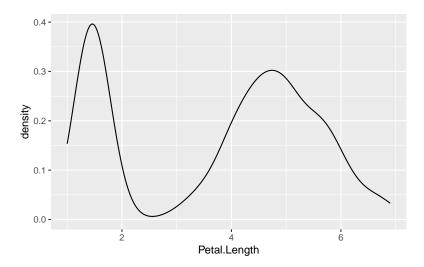


Figure 18.4: une courbe de densité

18.1.2 Variable catégorielle

Pour représenter la répartition des effectifs parmi les modalités d'une variable catégorielle, on a souvent tendance à utiliser des diagrammes en secteurs (camemberts). Or, ce type de représentation graphique est très rarement appropriée : l'oeil humain préfère comparer des longueurs plutôt que des surfaces²³.

Dans certains contextes ou pour certaines présentations, on pourra éventuellement considérer un diagramme en donut, mais le plus souvent, rien ne vaut un bon vieux diagramme en barres avec ggplot2::geom_bar(). Prenons pour l'exemple la variable occup du jeu de données hdv2003 du package {questionr}.

```
data("hdv2003", package = "questionr")
ggplot(hdv2003) +
   aes(x = occup) +
   geom_bar()
```

²³ Voir en particulier https://www.data-to-viz.com/caveat/pie.html pour un exemple concret.

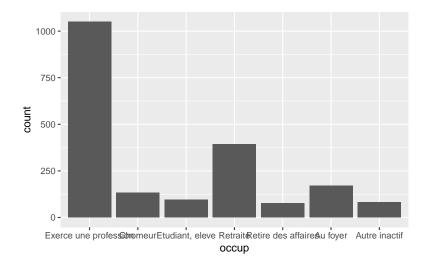


Figure 18.5: un diagramme en barres simple



Là encore, {ggplot2} a calculé de lui-même le nombre d'observations de chaque modalité, en utilisant cette fois la statistique ggplot2::stat_count().

Si l'on souhaite représenter des pourcentages plutôt que des effectifs, le plus simple est d'avoir recours à la statistique ggstats::stat_prop() du package {ggstats}²⁴. Pour appeler cette statistique, on utilisera simplement stat = "prop" dans les géométries concernées.

Cette statistique, qui sera également bien utile pour des graphiques plus complexes, nécessite qu'on lui indique une esthétique **by** pour dans quels sous-groupes calculés des proportions. Ici, nous avons un seul groupe considéré et nous souhaitons des pourcentages du total. On indiquera simplement by = 1.

Pour formater l'axe vertical avec des pourcentages, on pourra avoir recours à la fonction scales::label_percent() que l'on appelera via ggplot2::scale_y_continuous().

```
library(ggstats)
ggplot(hdv2003) +
```

²⁴ Cette statistique est également disponible via le package {GGally}.

```
aes(x = occup, y = after_stat(prop), by = 1) +
geom_bar(stat = "prop") +
scale_y_continuous(labels = scales::label_percent())
```

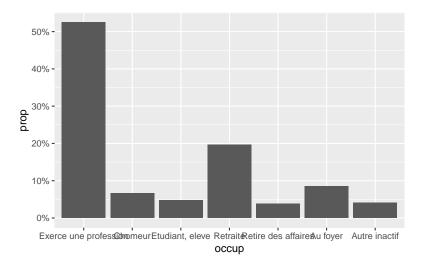


Figure 18.6: un diagramme en barres épuré

Pour une publication ou une communication, il ne faut surtout pas hésiter à **épurer** vos graphiques (*less is better!*), voire à trier les modalités en fonction de leur fréquence pour faciliter la lecture (ce qui se fait aisément avec forcats::fct_infreq()).

```
theme(
   panel.grid = element_blank(),
   axis.text.y = element_blank()
) +
xlab(NULL) + ylab(NULL) +
ggtitle("Occupation des personnes enquêtées")
```

Occupation des personnes enquêtées

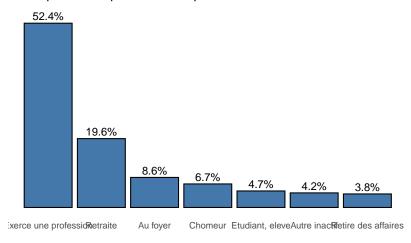


Figure 18.7: un diagramme en barres épuré

Pour visualiser chaque étape du code, vous pouvez consulter le diaporama suivant : https://larmarange.github.io/guide-R/analyses/ressources/flipbook-geom_bar-univarie.html

18.2 Tableaux et tris à plat

Le package {gtsummary} constitue l'une des boites à outils de l'analyste quantitativiste, car il permet de réaliser très facilement des tableaux quasiment publiables en l'état. En matière de statistique univarisée, la fonction clé est gtsummary::tbl_summary().

Commençons avec un premier exemple rapide. On part d'un tableau de données et on indique, avec l'argument include, les variables à afficher dans le tableau statistique (si on

n'indique rien, toutes les variables du tableau de données sont considérées). Il faut noter que l'argument include de gtsummary::tbl_summary() utilise la même syntaxe dite tidy select que dplyr::select() (cf. Section 8.2.1). On peut indiquer tout autant des variables catégorielles que des variables continues.

```
library(gtsummary)
```

#BlackLivesMatter

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(include = c(age, occup))
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.1: un tableau simple

Characteristic	N = 2,000
age	48 (35, 60)
occup	
Exerce une profession	1,049 (52%)
Chomeur	134~(6.7%)
Etudiant, eleve	94~(4.7%)
Retraite	392~(20%)
Retire des affaires	77(3.9%)
Au foyer	171 (8.6%)
Autre inactif	83 (4.2%)

Remarque sur les types de variables et les sélecteurs associés

{gtsummary} permets de réaliser des tableaux statistiques combinant plusieurs variables, l'affichage des résultats pouvant dépendre du type de variables.

Par défaut, {gtsummary} considère qu'une variable est catégorielle s'il s'agit d'un facteur, d'une variable textuelle ou d'une variable numérique ayant moins de 10 valeurs différentes.

Une variable sera considérée comme **dichotomique** (variable catégorielle à seulement deux modalités) s'il s'agit d'un vecteur logique (TRUE/FALSE), d'une variable textuelle codée yes/no ou d'une variable numérique codée 0/1.

Dans les autres cas, une variable numérique sera considérée comme **continue**.

Si vous utilisez des vecteurs labellisés (cf. Chapitre 12), vous devez les convertir, en amont, en facteurs ou en variables numériques. Voir l'extension {labelled} et les fonctions labelled::to_factor(), labelled::unlabelled() et unclass().

Au besoin, il est possible de forcer le type d'une variable avec l'argument type de gtsummary::tbl_summary(). {gtsummary} fournit des sélecteurs qui peuvent être utilisés dans les options des différentes fonctions, en particulier gtsummary::all_continuous() pour les variables continues, gtsummary::all_dichotolous() pour les variables dichotomiques et gtsummary::all_categorical() pour les variables catégorielles. Cela inclue les variables dichotomiques. Il faut utiliser all_categorical(dichotomous = FALSE) pour sélectionner les variables catégorielles en excluant les variables dichotomiques.

18.2.1 Thème du tableau

{gtsummary} fournit plusieurs fonctions préfixées theme_gtsummary_*() permettant de modifier l'affichage par défaut des tableaux. Vous aurez notez que, par défaut, {gtsummary} est anglophone.

La fonction gtsummary::theme_gtsummary_journal() permets d'adopter les standards de certaines grandes revues scientifiques telles que JAMA (Journal of the American Medical Association), The Lancet ou encore le NEJM (New England Journal of Medicine).

La fonction gtsummary::theme_gtsummary_language() permet de modifier la langue utilisée par défaut dans les tableaux. Les options decimal.mark et big.mark permettent de définir respectivement le séparateur de décimales et le séparateur des milliers. Ainsi, pour présenter un tableau en français, on appliquera en début de script:

```
theme_gtsummary_language(
  language = "fr",
  decimal.mark = ",",
  big.mark = " "
)
```

Setting theme `language: fr`

Ce thème sera appliqué à tous les tableaux ultérieurs.

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(include = c(age, occup))
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.2: un tableau simple en français

N = 2 000
48 (35 – 60)
1 049 (52%)
134 (6,7%)
94 (4,7%)
392~(20%)
77 (3,9%)
171 (8,6%)
83 (4,2%)

18.2.2 Étiquettes des variables

gtsummary, par défaut, prends en compte les étiquettes de variables (cf. Chapitre 11), si elles existent, et sinon utilisera le nom de chaque variable dans le tableau. Pour rappel, les étiquettes de variables peuvent être manipulées avec l'extension {labelled} et les fonctions labelled::var_label() et labelled::set_variable_labels().

Il est aussi possible d'utiliser l'option label de gtsummary::tbl_summary() pour indiquer des étiquettes personnalisées.

```
hdv2003 |>
  labelled::set_variable_labels(
    occup = "Occupation actuelle"
) |>
  tbl_summary(
    include = c(age, occup, heures.tv),
    label = list(age ~ "Âge médian")
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table	18.3:	un	tableau	étiquetté

Caractéristique	N=2~000
Âge médian	48 (35 – 60)
Occupation actuelle	
Exerce une profession	$1\ 049\ (52\%)$
Chomeur	134 (6,7%)
Etudiant, eleve	94 (4.7%)
Retraite	392 (20%)
Retire des affaires	77 (3,9%)
Au foyer	171 (8,6%)
Autre inactif	83 (4,2%)
heures.tv	$2,00 \ (1,00-3,00)$
Manquant	5

Pour modifier les modalités d'une variable catégorielle, il faut modifier en amont les niveaux du facteur correspondant.

Remarque sur la syntaxe des options

De nombreuses options des fonctions de {gtsummary} peuvent s'appliquer seulement à une ou certaines variables. Pour ces options-là, {gtsummary} attends une formule de la forme variables concernées ~ valeur de l'option ou bien une liste de formules ayant cette forme. Par exemple, pour modifier l'étiquette associée à une certaine variable, on peut utiliser l'option label de gtsummary::tbl_summary().

```
trial |>
  tbl_summary(label = age ~ "Âge")
```

Lorsque l'on souhaite passer plusieurs options pour plusieurs variables différentes, on utilisera une list().

```
trial |>
  tbl_summary(label = list(age ~ "Âge", trt ~ "Traitement"))
```

{gtsummary} est très flexible sur la manière d'indiquer la ou les variables concernées. Il peut s'agir du nom de la variable, d'une chaîne de caractères contenant le nom de la variable, ou d'un vecteur contenant le nom de la variable. Les syntaxes ci-dessous sont ainsi équivalentes.

```
trial |>
  tbl_summary(label = age ~ "Âge")
trial |>
  tbl_summary(label = "age" ~ "Âge")
v <- "age"
trial |>
  tbl_summary(label = v ~ "Âge")
```

Pour appliquer le même changement à plusieurs variables, plusieurs syntaxes sont acceptées pour lister plusieurs variables.

```
trial |>
    tbl_summary(label = c("age", "trt") ~ "Une même étiquette")
    tbl_summary(label = c(age, trt) ~ "Une même étiquette")
Il
         également
                     possible
                               d'utiliser
                                               svn-
                                    sélecteurs
taxe
       {tidyselect}
                        et
                             les
                                                de
                        tidyselect::everything(),
{tidyselect}
               comme
tidyselect::starts_with(),
tidyselect::contains() ou tidyselect::all_of().
Ces différents sélecteurs peuvent être combinés au sein
d'un c().
  trial |>
    tbl_summary(
      label = everything() ~ "Une même étiquette"
  trial |>
    tbl_summary(
      label = starts_with("a") ~ "Une même étiquette"
    )
  trial |>
    tbl_summary(
      label = c(everything(), -age, -trt) ~ "Une même étiquette"
    )
  trial |>
    tbl_summary(
      label = age:trt ~ "Une même étiquette"
Bien sûr, il est possible d'utiliser les sélecteurs propres à
```

{gtsummary}.

```
trial |>
    tbl_summary(
      label = all_continuous() ~ "Une même étiquette"
  trial |>
    tbl_summary(
      label = list(
         all_continuous() ~ "Variable continue",
         all_dichotomous() ~ "Variable dichotomique",
         all_categorical(dichotomous = FALSE) ~ "Variable catégorielle"
      )
    )
Enfin, si l'on ne précise rien à gauche du ~, ce sera consi-
déré comme équivalent à everything(). Les deux syn-
taxes ci-dessous sont donc équivalentes.
  trial |>
    tbl summary(label = ~ "Une même étiquette")
```

18.2.3 Statistiques affichées

tbl summary(

trial |>

Le paramètre statistic permets de sélectionner les statistiques à afficher pour chaque variable. On indiquera une chaîne de caractères dont les différentes statistiques seront indiquées entre accolades ({}).

label = everything() ~ "Une même étiquette"

Pour une variable continue, on pourra utiliser {median} pour la médiane, {mean} pour la moyenne, {sd} pour l'écart type, {var} pour la variance, {min} pour le minimum, {max} pour le maximum, ou encore {p##} (en remplacant ## par un nombre entier entre 00 et 100) pour le percentile correspondant (par exemple p25 et p75 pour le premier et le troisième quartile). Utilisez gtsummary::all_continous() pour sélectionner toutes les variables continues.

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = c(age, heures.tv),
    statistic =
      all_continuous() ~ "Moy. : {mean} [min-max : {min} - {max}]"
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.4: statisques personnalisées pour une variable continue

Caractéristique	$N = 2\ 000$
age	Moy. : 48 [min-max : 18 - 97]
heures.tv	Moy. : $2,25$ [min-max : $0,00 - 12,00$]
Manquant	5

Il est possible d'afficher des statistiques différentes pour chaque variable.

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = c(age, heures.tv),
    statistic = list(
       age ~ "Méd. : {median} [{p25} - {p75}]",
       heures.tv ~ "Moy. : {mean} ({sd})"
    )
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.5: statisques personnalisées pour une variable continue (2)

Caractéristique	N = 2 000
age heures.tv	Méd.: 48 [35 - 60] Moy.: 2,25 (1,78)
Manquant	5

Pour les variables continues, il est également possible d'indiquer le nom d'une fonction personnalisée qui prends un vecteur et renvoie une valeur résumée. Par exemple, pour afficher la moyenne des carrés :

```
moy_carres <- function(x) {
   mean(x^2, na.rm = TRUE)
}
hdv2003 |>
   tbl_summary(
   include = heures.tv,
   statistic = ~ "MC : {moy_carres}"
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.6: statisques personnalisées pour une variable continue (3)

Caractéristique	N = 2 000
heures.tv	MC: 8,20
Manquant	5

Pour une variable catégorielle, les statistiques possibles sont {n} le nombre d'observations, {N} le nombre total d'observations, et {p} le pourcentage correspondant. Utilisez gtsummary::all_categorical() pour sélectionner toutes les variables catégorielles.

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = occup,
    statistic = all_categorical() ~ "{p} % ({n}/{N})"
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.7: statisques personnalisées pour une variable catégorielle

Caractéristique	$N = 2\ 000$
occup	
Exerce une profession	52 % (1 049/2 000)
Chomeur	6,7 % (134/2 000)
Etudiant, eleve	4,7 % (94/2 000)
Retraite	20 % (392/2 000)
Retire des affaires	3.9 % (77/2 000)
Au foyer	8,6 % (171/2 000)
Autre inactif	4,2 % (83/2 000)

Il est possible, pour une variable catégorielle, de trier les modalités de la plus fréquente à la moins fréquente avec le paramètre sort.

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = occup,
    sort = all_categorical() ~ "frequency"
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.8: variable catégorielle triée par fréquence

Caractéristique	N = 2 000
occup	
Exerce une profession	1 049 (52%)
Retraite	392 (20%)
Au foyer	171 (8,6%)
Chomeur	134 (6,7%)
Etudiant, eleve	94(4,7%)
Autre inactif	83(4,2%)
Retire des affaires	77 (3,9%)

Pour toutes les variables (catégorielles et continues), les statistiques suivantes sont également disponibles :

- {N_obs} le nombre total d'observations,
- {N_miss} le nombre d'observations manquantes (NA),
- {N_nonmiss} le nombre d'observations non manquantes,
- {p_miss} le pourcentage d'observations manquantes (i.e. N_miss / N_obs) et
- {p_nonmiss} le pourcentage d'observations non manquantes (i.e. N_nonmiss / N_obs).

18.2.4 Affichage du nom des statistiques

Lorsque l'on affiche de multiples statistiques, la liste des statistiques est regroupée dans une note de tableau qui peut vite devenir un peu confuse.

```
tbl <- hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = c(age, heures.tv, occup),
    statistic = list(
        age ~ "{mean} ({sd})",
        heures.tv ~ "{median} [{p25} - {p75}]"
    )
  )
  tbl
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.9: tableau par défaut

Caractéristique	N=2~000
age	48 (17)
heures.tv	2,00 [1,00 - 3,00]
Manquant	5
occup	
Exerce une profession	$1\ 049\ (52\%)$
Chomeur	134~(6,7%)
Etudiant, eleve	94 (4.7%)
Retraite	392~(20%)
Retire des affaires	77 (3.9%)
Au foyer	$171\ (8,6\%)$
Autre inactif	83 (4,2%)

La fonction gtsummary::add_stat_label() permets d'indiquer le type de statistique à côté du nom des variables ou bien dans une colonne dédiée, plutôt qu'en note de tableau.

```
tbl |>
  add_stat_label()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.10: ajout du nom des statistiques

Caractéristique	N=2~000
age, Moyenne (ET)	48 (17)
heures.tv, Médiane [EI] Manquant	2,00 [1,00 - 3,00] 5

Caractéristique	$N = 2\ 000$
occup, n (%)	
Exerce une profession	$1\ 049\ (52\%)$
Chomeur	134~(6,7%)
Etudiant, eleve	94 (4.7%)
Retraite	392 (20%)
Retire des affaires	77 (3.9%)
Au foyer	171 (8,6%)
Autre inactif	83 (4,2%)

```
tbl |>
  add_stat_label(location = "column")
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.11: ajout du nom des statistiques dans une colonne séparée

Caractéristique	Statistique	N=2~000
age	Moyenne (ET)	48 (17)
heures.tv	Médiane [EI]	2,00 [1,00 - 3,00]
Manquant	n	5
occup		
Exerce une profession	n (%)	$1\ 049\ (52\%)$
Chomeur	n (%)	134 (6,7%)
Etudiant, eleve	n (%)	94 (4.7%)
Retraite	n (%)	392 (20%)
Retire des affaires	n (%)	77(3,9%)
Au foyer	n (%)	171 (8,6%)
Autre inactif	n (%)	83 (4,2%)

18.2.5 Forcer le type de variable

Comme évoqué plus haut, {gtsummary} détermine automatiquement le type de chaque variable. Par défaut, la variabe age

du tableau de données trial est traitée comme variable continue, death comme dichotomique (seule la valeur 1 est affichée) et grade comme variable catégorielle.

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = c(grade, age, death)
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.12: types de variable par défaut

Caractéristique	N = 200
Grade	
I	68 (34%)
II	68 (34%)
III	64 (32%)
Age	47 (38 - 57)
Manquant	11
Patient Died	112~(56%)

Il est cependant possible de forcer un certain type avec l'argument type. Précision : lorsque l'on force une variable en dichotomique, il faut indiquer avec value la valeur à afficher (les autres sont alors masquées).

```
trial |>
  tbl_summary(
  include = c(grade, death),
  type = list(
    grade ~ "dichotomous",
    death ~ "categorical"
  ),
  value = grade ~ "III",
  label = grade ~ "Grade III"
```

)

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.13: types de variable personnalisés

N = 200
64 (32%)
88 (44%)
112~(56%)

18.2.6 Afficher des statistiques sur plusieurs lignes (variables continues)

Pour les variables continues, {gtsummary} a introduit un type de variable "continuous2", qui doit être attribué manuellement via type, et qui permets d'afficher plusieurs lignes de statistiques (en indiquant plusieurs chaînes de caractères dans statistic). À noter le sélecteur dédié gtsummary::all_continuous2().

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = c(age, heures.tv),
    type = age ~ "continuous2",
    statistic =
    all_continuous2() ~ c(
        "{median} ({p25} - {p75})",
        "{mean} ({sd})",
        "{min} - {max}"
    )
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at

https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.14: des statistiques sur plusieurs lignes (variables continues)

Caractéristique	$N = 2 \ 000$
age	
Médiane (EI)	48 (35 - 60)
Moyenne (ET)	48 (17)
Étendue	18 - 97
heures.tv	2,00 (1,00 - 3,00)
Manquant	5

18.2.7 Mise en forme des statistiques

L'argument digits permet de spécifier comment mettre en forme les différentes statistiques. Le plus simple est d'indiquer le nombre de décimales à afficher. Il est important de tenir compte que plusieurs statistiques peuvent être affichées pour une même variable. On peut alors indiquer une valeur différente pour chaque statistique.

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
  include = c(age, occup),
  digits = list(
    all_continuous() ~ 1,
    all_categorical() ~ c(0, 1)
  )
)
```

Table 18.15: personnalisation du nombre de décimales

Caractéristique	$N = 2 \ 000$
age	$48.0 \ (35.0 - 60.0)$
occup	
Exerce une profession	$1\ 049\ (52,4\%)$
Chomeur	134 (6,7%)
Etudiant, eleve	94 (4.7%)
Retraite	$392\ (19,6\%)$
Retire des affaires	77 (3,9%)
Au foyer	$171 \ (8,6\%)$
Autre inactif	83 (4,2%)

Au lieu d'un nombre de décimales, on peut indiquer plutôt une fonction à appliquer pour mettre en forme le résultat. Par exemple, {gtsummary} fournit les fonctions suivantes : gtsummary::style_number() pour les nombres de manière générale, gtsummary::style_percent() pour les pourcentages (les valeurs sont multipliées par 100, mais le symbole % n'est pas ajouté), gtsummary::style_pvalue() pour les p-valeurs, gtsummary::style_sigfig() qui n'affiche, par défaut, que deux chiffres significatifs, ou encore gtsummary::style_ratio() qui est une variante de gtsummary::`style_sigfig() pour les ratios (comme les odds ratios) que l'on compare à 1.

Il faiut bien noter que ce qui est attendu par digits, c'est une fonction et non le résultat d'une fonction. On indiquera donc le nom de la fonction sans parenthèse, comme dans l'exemple ci-dessous (même si pas forcément pertinent;-)).

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = age,
    digits =
       all_continuous() ~ c(style_percent, style_sigfig, style_ratio)
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at

https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.16: personnalisation de la mise en forme des nombres

Caractéristique	N = 2 000
age	4 800 (35 – 60,0)

Comme digits s'attends à recevoir une fonction (et non le résultat) d'une fonction, on ne peut pas passer directement des arguments aux fonctions style_*() de {gtsummary}. Pour cela il faut créer une fonction à la levée :

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = marker,
    statistic = ~ "{mean} pour 100",
    digits = ~ function(x){style_percent(x, digits = 1)}
)
```

Table 18.17: passer une fonction personnalisée à digits (syntaxe 1)

Caractéristique	N = 200
Marker Level (ng/mL)	91,6 pour 100
Manquant	10

Depuis **R 4.1**, il existe une syntaxe raccourcie équivalente, avec le symbole \ à la place de function.

```
trial |>
  tbl_summary(
```

```
include = marker,
statistic = ~ "{mean} pour 100",
digits = ~ \(x){style_percent(x, digits = 1)}
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.18: passer une fonction personnalisée à digits (syntaxe 2)

Caractéristique	N = 200
Marker Level (ng/mL)	91,6 pour 100
Manquant	10

Une syntaxe alternative consiste à avoir recours à la fonction purrr::partial() qui permet d'appeler partiellement une fonction et de renvoyer une nouvelle fonction.

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = marker,
    statistic = ~ "{mean} pour 100",
    digits = ~ purrr::partial(style_percent, digits = 1)
)
```

Table 18.19: passer une fonction personnalisée à digits (syntaxe 3)

Caractéristique	N = 200
Marker Level (ng/mL) Manquant	91,6 pour 100 10

À noter dans l'exemple précédent que les fonctions style_*() de {gtsummary} tiennent compte du thème défini (ici la virgule comme séparateur de décimale).

Pour une mise en forme plus avancée des nombres, il faut se tourner vers l'extension {scales} et ses diverses fonctions de mise en forme comme scales::label_number() ou scales::label_percent().

ATTENTION: les fonctions de {scales} n'héritent pas des paramètres du thème {gtsummary} actif. Il faut donc personnaliser le séparateur de décimal dans l'appel à la fonction.

```
trial |>
  tbl_summary(
   include = marker,
   statistic = ~ "{mean}",
  digits = ~ scales::label_number(
    accuracy = .01,
   suffix = " ng/mL",
   decimal.mark = ","
  )
)
```

Table 18.20: passer une fonction personnalisée à digits (syntaxe 4)

Caractéristique	N = 200
Marker Level (ng/mL)	0.92 ng/mL
Manquant	10

18.2.8 Données manquantes

Le paramètre missing permets d'indiquer s'il faut afficher le nombre d'observations manquantes (c'est-à-dire égales à NA) : "ifany" (valeur par défaut) affiche ce nombre seulement s'il y en a, "no" masque ce nombre et "always" force l'affichage de ce nombre même s'il n'y pas de valeur manquante. Le paramètre missing_text permets de personnaliser le texte affiché.

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = c(age, heures.tv),
    missing = "always",
    missing_text = "Nbre observations manquantes"
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.21: forcer l'affichage des valeurs manquantes

Caractéristique	$N = 2\ 000$
age	48 (35 - 60)
Nbre observations manquantes	0
heures.tv	$2,00 \ (1,00-3,00)$
Nbre observations manquantes	5

Il est à noter, pour les variables catégorielles, que les valeurs manquantes ne sont jamais pris en compte pour le calcul des pourcentages. Pour les inclure dans le calcul, il faut les transformer en valeurs explicites, par exemple avec forcats::fct_na_value_to_level() de {forcats}.

```
hdv2003 |>
  dplyr::mutate(
    trav.imp.explicit = trav.imp |>
       forcats::fct_na_value_to_level("(non renseigné)")
  ) |>
  tbl_summary(
    include = c(trav.imp, trav.imp.explicit)
  )
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.22: valeurs manquantes explicites (variable catégorielle)

Caractéristique	N = 2 000
trav.imp	
Le plus important	29(2.8%)
Aussi important que le reste	259~(25%)
Moins important que le reste	708~(68%)
Peu important	52 (5,0%)
Manquant	952
trav.imp.explicit	
Le plus important	29 (1,5%)
Aussi important que le reste	259 (13%)
Moins important que le reste	708 (35%)
Peu important	52 (2,6%)
(non renseigné)	952 (48%)

18.2.9 Ajouter les effectifs observés

Lorsque l'on masque les manquants, il peut être pertinent d'ajouter une colonne avec les effectifs observés pour chaque variable à l'aide de la fonction gtsummary::add_n().

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = c(heures.tv, trav.imp),
    missing = "no"
) |>
  add_n()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 18.23: ajouter une colonne avec les effectifs observés

Caractéristique	N	N = 2 000
heures.tv	1 995	$2,00 \ (1,00 - 3,00)$
trav.imp	1 048	
Le plus important		29 (2.8%)
Aussi important que le reste		$259\ (25\%)$
Moins important que le reste		708~(68%)
Peu important		52 (5,0%)

18.3 Calcul manuel

18.3.1 Variable continue

 ${f R}$ fournit de base toutes les fonctions nécessaires pour le calcul des différentes statistiques descriptives :

- mean() pour la moyenne
- sd() pour l'écart-type
- min() et max() pour le minimum et le maximum
- range() pour l'étendue
- median() pour la médiane

Si la variable contient des valeurs manquantes (NA), ces fonctions renverront une valeur manquante, sauf si on leur précise na.rm = TRUE.

```
hdv2003$heures.tv |> mean()
[1] NA
  hdv2003$heures.tv |> mean(na.rm = TRUE)
[1] 2.246566
  hdv2003$heures.tv |> sd(na.rm = TRUE)
[1] 1.775853
  hdv2003$heures.tv |> min(na.rm = TRUE)
[1] 0
  hdv2003$heures.tv |> max(na.rm = TRUE)
[1] 12
  hdv2003$heures.tv |> range(na.rm = TRUE)
[1] 0 12
  hdv2003$heures.tv |> median(na.rm = TRUE)
[1] 2
```

```
hdv2003$heures.tv |> quantile(na.rm = TRUE)
           50%
                75% 100%
  0%
      25%
             2
                  3
        1
                       12
  hdv2003$heures.tv |>
    quantile(
      probs = c(.2, .4, .6, .8),
      na.rm = TRUE
20% 40% 60% 80%
  1
      2
          2
              3
```

La fonction summary() renvoie la plupart de ces indicateurs en une seule fois, ainsi que le nombre de valeurs manquantes.

```
hdv2003$heures.tv |> summary()

Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max. NA's
0.000 1.000 2.000 2.247 3.000 12.000 5
```

18.3.2 Variable catégorielle

Les fonctions de base pour le calcul d'un tri à plat sont les fonctions table() et xtabs(). Leur syntaxe est quelque peu différente. On passe un vecteur entier à table() alors que la syntaxe de xtabs() se rapproche de celle d'un modèle linéaire : on décrit le tableau attendu à l'aide d'une formule et on indique le tableau de données. Les deux fonctions renvoient le meme résultat.

```
tbl <- hdv2003$trav.imp |> table()
tbl <- xtabs(~ trav.imp, data = hdv2003)
tbl <- hdv2003 |> xtabs(~ trav.imp, data = _)
tbl
```

trav.imp

```
Le plus important Aussi important que le reste $29$ Moins important que le reste $ Peu important 708 52
```

Comme on le voit, il s'agit du tableau brut des effectifs, sans les valeurs manquantes, et pas vraiment lisible dans la console de \mathbf{R} .

Pour calculer les proportions, on appliquera prop.table() sur la table des effectifs bruts.

```
prop.table(tbl)
```

trav.imp

Le plus important Aussi important que le reste 0.02767176 0.24713740 Moins important que le reste Peu important 0.67557252 0.04961832

Pour la réalisation rapide d'un tri à plat, on pourra donc préférer la fonction questionr::freq() qui affiche également le nombre de valeurs manquantes et les pourcentages, en un seul appel.

```
hdv2003$trav.imp |>
questionr::freq(total = TRUE)
```

	n	%	val%
Le plus important	29	1.5	2.8
Aussi important que le reste	259	13.0	24.7
Moins important que le reste	708	35.4	67.6
Peu important	52	2.6	5.0
NA	952	47.6	NA
Total	2000	100.0	100.0

18.4 Intervalles de confiance

18.4.1 Avec gtsummary

fonction gtsummary::add_ci() permet d'ajouter des intervalles de confiance à un tableau créé avec gtsummary::tbl_summary().

Avertissement

Par défaut. les variables continues. pour gtsummary::tbl_summary() affiche la médiane tandis que gtsummary::add_ci() calcule l'intervalle de confiance d'une moyenne!

Il faut donc:

- soit afficher la movenne dans gtsummary::tbl_summary() à l'aide du paramètre statistic;
- soit calculer les intervalles de confiance d'une médiane (méthode "wilcox.text") via le paramètre method de gtsummary::add_ci().

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = c(age, heures.tv, trav.imp),
    statistic = age ~ "{mean} ({sd})"
  ) |>
  add ci(
    method = heures.tv ~ "wilcox.test"
```

Table 18.24: ajouter les intervalles de confiance

Caractéristique	N=2~000	95% CI
age	48 (17)	47, 49
heures.tv	$2,00 \ (1,00-3,00)$	$2,5,\ 2,5$
Manquant	5	
trav.imp		
Le plus important	29 (2.8%)	1,9%, 4,0%
Aussi important que le reste	259~(25%)	22%,27%
Moins important que le reste	708 (68%)	65%, 70%
Peu important	52 (5,0%)	3,8%, 6,5%
Manquant	952	

L'argument statistic permet de personnaliser la présentation de l'intervalle ; conf.level de changer le niveau de confiance et style_fun de modifier la mise en forme des nombres de l'intervalle.

```
hdv2003 |>
  tbl_summary(
    include = c(age, heures.tv),
    statistic = ~ "{mean}"
) |>
  add_ci(
    statistic = ~ "entre {conf.low} et {conf.high}",
    conf.level = .9,
    style_fun = ~ purrr::partial(style_number, digits = 1)
)
```

Table 18.25: des intervalles de confiance personnalisés

Caractéristique	N = 2 000	90% CI	
age	48	entre 47,5 et 48,8	
heures.tv	$2,\!25$	entre $2,2$ et $2,3$	

Caractéristique	N = 2 000	90% CI
Manquant	5	

18.4.2 Calcul manuel

Le calcul de l'intervalle de confiance d'une **moyenne** s'effectue avec la fonction t.test().

```
hdv2003$age |> t.test()

One Sample t-test

data: hdv2003$age
t = 127.12, df = 1999, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
95 percent confidence interval:
47.41406 48.89994
sample estimates:
mean of x
48.157</pre>
```

Le résultat renvoyé est une liste contenant de multiples informations.

```
List of 10
$ statistic : Named num 127
..- attr(*, "names")= chr "t"
$ parameter : Named num 1999
..- attr(*, "names")= chr "df"
$ p.value : num 0
$ conf.int : num [1:2] 47.4 48.9
..- attr(*, "conf.level")= num 0.95
$ estimate : Named num 48.2
..- attr(*, "names")= chr "mean of x"
```

hdv2003\$age |> t.test() |> str()

```
$ null.value : Named num 0
  ..- attr(*, "names")= chr "mean"
 $ stderr
             : num 0.379
$ alternative: chr "two.sided"
$ method : chr "One Sample t-test"
 $ data.name : chr "hdv2003$age"
 - attr(*, "class")= chr "htest"
Si l'on a besoin d'accéder spécifiquement à l'intervalle de
confiance calculé:
  hdv2003$age |> t.test() |> purrr::pluck("conf.int")
[1] 47.41406 48.89994
attr(,"conf.level")
[1] 0.95
Pour celui d'une médiane, on utilisera wilcox.test() en pré-
cisant conf.int = TRUE.
  hdv2003$age |> wilcox.test(conf.int = TRUE)
    Wilcoxon signed rank test with continuity correction
data: hdv2003$age
V = 2001000, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true location is not equal to 0
95 percent confidence interval:
47.00001 48.50007
sample estimates:
(pseudo)median
      47.99996
  hdv2003$age |>
    wilcox.test(conf.int = TRUE) |>
    purrr::pluck("conf.int")
```

```
[1] 47.00001 48.50007
attr(,"conf.level")
[1] 0.95
```

0.04961832

Pour une **proportion**, on utilisera **prop.test()** en lui transmettant le nombre de succès et le nombre d'observations, qu'il faudra donc avoir calculé au préalable. On peut également passer une table à deux entrées avec le nombre de succès puis le nombre d'échecs.

Ainsi, pour obtenir l'intervalle de confiance de la proportion des enquêtés qui considèrent leur travail comme *peu important*, en tenant compte des valeurs manquantes, le plus simple est d'effectuer le code suivant²⁵:

```
xtabs(~ I(hdv2003$trav.imp == "Peu important"), data
rev() |>
prop.test()
```

Notez l'utilisation de rev() pour inverser le tableau créé avec xtabs() afin que le nombre de succès (TRUE) soit indiqués avant le nombre d'échecs (FALSE).

1-sample proportions test with continuity correction

```
data: rev(xtabs(~I(hdv2003$trav.imp == "Peu important"), data = hdv2003)), null probability 0
X-squared = 848.52, df = 1, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true p is not equal to 0.5
95 percent confidence interval:
    0.03762112    0.06502346
sample estimates:</pre>
```

Par défaut, prop.test() produit un intervalle de confiance bilatéral en utilisant la méthode de Wilson avec correction de continuité. Pour plus d'information sur les différentes manières de calculer l'intervalle de confiance d'une proportion, on pourra se référer à ce billet de blog.

• Astuce

Comme on le voit, il n'est pas aisé, avec les fonctions de **R** base de calculer les intervalles de confiance pour toutes les modalités d'une variable catégorielle.

On pourra éventuellement avoir recours à la petite fonction suivante qui réalise le tri à plat d'une variable catégorielle, calcule les proprotions et leurs intervalles de confiance.

```
prop_ci <- function(x, conf.level = .95, correct = TRUE) {</pre>
    tbl <- as.data.frame(table(x), responseName = "n")
    tbl$N <- sum(tbl$n)
    tbl$prop <- tbl$n / tbl$N
    tbl$conf.low <- NA real
    tbl$conf.high <- NA_real_
    for (i in 1:nrow(tbl)) {
      test <- prop.test(</pre>
        x = tbl\n[i],
        n = tbl$N[i],
        conf.level = conf.level,
        correct = correct
      tbl$conf.low[i] <- test$conf.int[1]</pre>
      tbl$conf.high[i] <- test$conf.int[2]</pre>
    }
    tbl
  prop_ci(hdv2003$trav.imp)
                                                       conf.low conf.high
                                       N
                                                prop
             Le plus important 29 1048 0.02767176 0.01894147 0.04001505
2 Aussi important que le reste 259 1048 0.24713740 0.22151849 0.27463695
3 Moins important que le reste 708 1048 0.67557252 0.64614566 0.70369541
                 Peu important 52 1048 0.04961832 0.03762112 0.06502346
```

18.5 webin-R

La statistique univariée est présentée dans le webin-R #03 (statistiques descriptives avec gtsummary et esquisse) sur You-Tube.

 $https://youtu.be/oEF_8GXyP5c$

19 Statistique bivariée & Tests de comparaison

19.1 Deux variables catégorielles

19.1.1 Tableau croisé avec gtsummary

Pour regarder le lien entre deux variables catégorielles, l'approche la plus fréquente consiste à réaliser un tableau croisé, ce qui s'obtient très facilement avec l'argument by de la fonction gtsummary::tbl_summary() que nous avons déjà abordée dans le chapitre sur la statistique univariée (cf. Section 18.2).

Prenons pour exemple le jeu de données gtsummary::trial et croisons les variables *stage* et *grade*. On indique à by la variable à représenter en colonnes et à include celle à représenter en lignes.

```
library(gtsummary)
theme_gtsummary_language("fr", decimal.mark = ',')
```

Setting theme `language: fr`

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = stage,
  by = grade
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.1: un tableau croisé avec des pourcentages en colonne

Caractéristique	I, N = 68	II, N = 68	III, $N = 64$
T Stage			
T1	17~(25%)	23 (34%)	13~(20%)
T2	18~(26%)	17~(25%)	19 (30%)
Т3	18~(26%)	$11 \ (16\%)$	14~(22%)
T4	15~(22%)	17~(25%)	18~(28%)

Par défaut, les pourcentages affichés correspondent à des pourcentages en colonne. On peut demander des pourcentages en ligne avec percent = "row" ou des pourcentages du total avec percent = "cell".

Il est possible de passer plusieurs variables à include mais une seule variable peut être transmise à by. La fonction gtsummary::add_overall() permet d'ajouter une colonne totale. Comme pour un tri à plat, on peut personnaliser les statistiques affichées avec statistic.

```
library(gtsummary)
trial |>
  tbl_summary(
    include = c(stage, trt),
    by = grade,
    statistic = ~ "{p}% ({n}/{N})",
    percent = "row"
  ) |>
  add_overall(last = TRUE)
```

Table 19.2: un tableau croisé avec des pourcentages en ligne

	I , N =	II , N =	III, N =	Total, N
Caractéristique 68		68	64	= 200
T Stage				
T1	32%	43%	25%	100%
	(17/53)	(23/53)	(13/53)	(53/53)
T2	33%	31%	35%	100%
	(18/54)	(17/54)	(19/54)	(54/54)
T3	42%	26%	33%	100%
	(18/43)	(11/43)	(14/43)	(43/43)
T4	30%	34%	36%	100%
	(15/50)	(17/50)	(18/50)	(50/50)
Chemotherap	y			
Treatment				
Drug A	36%	33%	32%	100%
	(35/98)	(32/98)	(31/98)	(98/98)
Drug B	32%	35%	32%	100%
	(33/102)	(36/102)	(33/102)	(102/102)

! Important

Choisissez bien votre type de pourcentages (en lignes ou en colonnes). Si d'un point de vue purement statistique, ils permettent tous deux de décrire la relation entre les deux variables, ils ne correspondent au même *story telling*. Tout dépend donc du message que vous souhaitez faire passer, de l'histoire que vous souhaitez raconter.

gtsummary::tbl_summary() est bien adaptée dans le cadre d'une analyse de facteurs afin de représenter un *outcome* donné avec by et une liste de facteurs avec include.

Lorsque l'on ne croise que deux variables et que l'on souhaite un affichage un peu plus traditionnel d'un tableau croisé, on peut utiliser gtsummary::tbl_cross() à laquelle on transmettra une et une seule variable à row et une et une seule variable à col. Pour afficher des pourcentages, il faudra indiquer le type de pourcentages voulus avec percent.

```
trial |>
  tbl_cross(
    row = stage,
    col = grade,
    percent = "row"
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.3: un tableau croisé avec tbl cross()

	I	II	III	Total
T Stage				
T1	17 (32%)	23~(43%)	13~(25%)	53 (100%)
T2	18 (33%)	17 (31%)	19 (35%)	54 (100%)
Т3	18 (42%)	$11\ (26\%)$	14 (33%)	43 (100%)
T4	15 (30%)	17 (34%)	18 (36%)	50 (100%)
Total	68 (34%)	68 (34%)	64 (32%)	200 (100%)

19.1.2 Représentations graphiques

La représentation graphique la plus commune pour le croisement de deux variables catégorielles est le diagramme en barres, que l'on réalise avec la géométrie $\mathtt{ggplot2::geom_bar}()$ et en utilisant les esthétiques x et fill pour représenter les deux variables.

```
library(ggplot2)
ggplot(trial) +
  aes(x = stage, fill = grade) +
  geom_bar() +
  labs(x = "T Stage", fill = "Grade", y = "Effectifs")
```



Figure 19.1: un graphique en barres croisant deux variables

On peut modifier la position des barres avec le paramètre position.

```
library(ggplot2)
ggplot(trial) +
  aes(x = stage, fill = grade) +
  geom_bar(position = "dodge") +
  labs(x = "T Stage", fill = "Grade", y = "Effectifs")
```

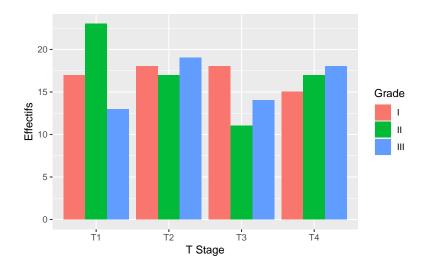


Figure 19.2: un graphique avec des barres côte à côte

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 scales::percent() qui sera transmise à ggplot2::scale_y_continuous().

```
library(ggplot2)
ggplot(trial) +
  aes(x = stage, fill = grade) +
  geom_bar(position = "fill") +
  labs(x = "T Stage", fill = "Grade", y = "Proportion") +
  scale_y_continuous(labels = scales::percent)
```

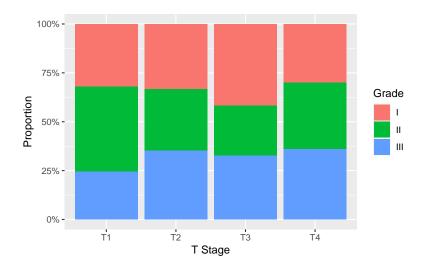


Figure 19.3: un graphique en barres cumulées

Ajouter des étiquettes sur un diagramme en barres

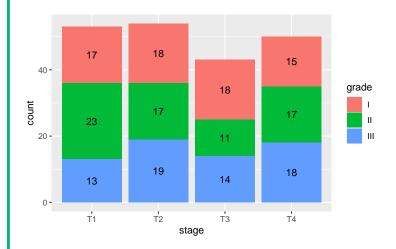
Il est facile d'ajouter des étiquettes en ayant recours à ggplot2::geom_text(), à condition de lui passer les bons paramètres.

Tout d'abord, il faudra préciser stat = "count" pour indiquer que l'on souhaite utiliser la statistique ggplot2::stat_count() qui est celle utilisé par défaut par ggplot2::geom_bar(). C'est elle qui permets de compter le nombre d'observations.

Il faut ensuite utiliser l'esthétique *label* pour indiquer ce que l'on souhaite afficher comme étiquettes. La fonction after_stat(count) permet d'accéder à la variable *count* calculée par ggplot2::stat_count().

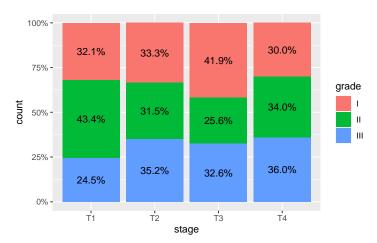
Enfin, il faut indiquer la position verticale avec ggplot2::position_stack(). En précisant un ajustement de vertical de 0.5, on indique que l'on souhaite positionner l'étiquette au milieu.

```
ggplot(trial) +
  aes(
    x = stage, fill = grade,
    label = after_stat(count)
) +
  geom_bar() +
  geom_text(
    stat = "count",
    position = position_stack(.5)
)
```



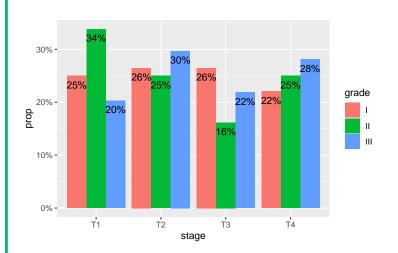
Pour un graphique en barres cumulées, on peut utiliser de manière similaire ggplot2::position_fill(). On ne peut afficher directement les proportions avec ggplot2::stat_count(). Cependant, nous pouvons avoir recours à ggstats::stat_prop(), déjà évoquée dans le chapitre sur la statistique univariée (cf. Section 18.1.2) et dont le dénominateur doit être précisé via l'esthétique by.

```
library(ggstats)
ggplot(trial) +
  aes(
    x = stage,
    fill = grade,
    by = stage,
    label = scales::percent(after_stat(prop), accuracy = .1)
) +
  geom_bar(position = "fill") +
  geom_text(
    stat = "prop",
    position = position_fill(.5)
) +
  scale_y_continuous(labels = scales::percent)
```

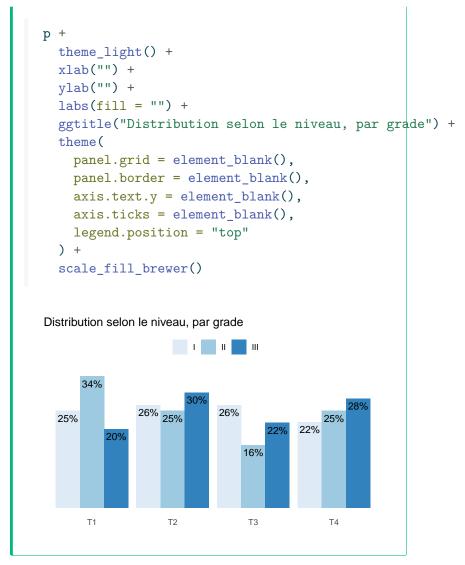


On peut aussi comparer facilement deux distributions, ici la proportion de chaque niveau de qualification au sein chaque sexe.

```
p <- ggplot(trial) +</pre>
  aes(
    x = stage,
    y = after_stat(prop),
    fill = grade,
    by = grade,
    label = scales::percent(after_stat(prop), accuracy = 1)
  geom_bar(
    stat = "prop",
    position = position_dodge(.9)
  geom_text(
    aes(y = after_stat(prop) - 0.01),
    stat = "prop",
    position = position_dodge(.9),
    vjust = "top"
  ) +
  scale_y_continuous(labels = scales::percent)
p
```



Il est possible d'alléger le graphique en retirant des éléments superflus.



Pour visualiser chaque étape du code, vous pouvez consulter le diaporama suivant : https://larmarange.github.io/guide-R/analyses/ressources/flipbook-geom_bar-dodge.html

19.1.3 Calcul manuel

Les deux fonctions de base permettant le calcul d'un tri à plat sont table() et xtabs() (cf. Section 18.3.2). Ces mêmes fonctions permettent le calcul du tri croisé de deux variables (ou

plus). Pour table(), on passera les deux vecteurs à croisés, tandis que pour xtabs() on décrira le tableau attendu à l'aide d'une formule.

```
table(trial$stage, trial$grade)
      I II III
  T1 17 23
           13
  T2 18 17
            19
           14
  T3 18 11
  T4 15 17
  tab <- xtabs(~ stage + grade, data = trial)</pre>
  tab
     grade
stage I II III
   T1 17 23
             13
   T2 18 17
             19
   T3 18 11
             14
   T4 15 17 18
```

Le tableau obtenu est basique et ne contient que les effectifs. La fonction addmargins () permet d'ajouter les totaux par ligne et par colonne.

```
tab |> addmargins()
```

```
grade
        Ι
            II III Sum
stage
            23
  T1
       17
                13
                    53
  T2
                    54
       18
           17
                19
  ТЗ
       18
                14
                    43
           11
  T4
       15
           17
                18
                    50
  Sum
       68
           68
                64 200
```

Pour le calcul des pourcentages, le plus simple est d'avoir recours au package {questionr} qui fournit les fonctions questionr::cprop(), questionr::rprop() et questionr::prop() qui permettent de calculer, respectivement, les pourcentages en colonne, en ligne et totaux.

questionr::cprop(tab)

grade stage Ι ΙI III Ensemble T1 25.0 33.8 20.3 26.5 T2 26.5 25.0 29.7 27.0 Т3 26.5 16.2 21.9 21.5 T4 22.1 25.0 28.1 25.0 Total 100.0 100.0 100.0 100.0

questionr::rprop(tab)

	grade			
stage	I	II	III	Total
T1	32.1	43.4	24.5	100.0
T2	33.3	31.5	35.2	100.0
T3	41.9	25.6	32.6	100.0
T4	30.0	34.0	36.0	100.0
Ensemble	34.0	34.0	32.0	100.0

questionr::prop(tab)

grade stage Ι ΙΙ IIITotal 8.5 11.5 T1 6.5 26.5 T2 9.0 8.5 9.5 27.0 Т3 9.0 5.5 7.0 21.5 T4 7.5 9.0 25.0 8.5 Total 34.0 34.0 32.0 100.0

19.1.4 Test du Chi² et dérivés

Dans le cadre d'un tableau croisé, on peut tester l'existence d'un lien entre les modalités de deux variables, avec le très classique test du Chi² (parfois écrit ² ou Chi²). Pour une présentation plus détaillée du test, on pourra se référer à ce cours de Julien Barnier.

Le test du Chi² peut se calculer très facilement avec la fonction chisq.test() appliquée au tableau obtenu avec table() ou xtabs().

```
tab <- xtabs(~ stage + grade, data = trial)</pre>
  tab
     grade
stage I II III
   T1 17 23
             13
   T2 18 17
             19
   T3 18 11
             14
   T4 15 17 18
  chisq.test(tab)
    Pearson's Chi-squared test
data: tab
X-squared = 4.8049, df = 6, p-value = 0.5691
Si l'on est adepte de {gtsummary}, il suffit d'appliquer
gtsummary::add_p() au tableau produit avec gtsummary::tbl_summary().
  trial |>
    tbl_summary(
      include = stage,
      by = grade
    ) |>
    add_p()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.4: un tableau croisé avec test du khi 2

Caractéris	tiq u eN = 68	II, N = 68	III, N = 64	p- valeur
T Stage				0,6
T1	17~(25%)	23 (34%)	13~(20%)	
T2	18~(26%)	17~(25%)	19 (30%)	
Т3	18~(26%)	11 (16%)	14~(22%)	
T4	15~(22%)	17~(25%)	18~(28%)	

Dans notre exemple, les deux variables *stage* et *grade* ne sont clairement pas corrélées.

Un test alternatif est le test exact de Fisher. Il s'obtient aisément avec fisher.test() ou bien en le spécifiant via l'argument test de gtsummary::add_p().

```
tab <- xtabs(~ stage + grade, data = trial)
fisher.test(tab)</pre>
```

Fisher's Exact Test for Count Data

data: tab
p-value = 0.5801
alternative hypothesis: two.sided

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = stage,
    by = grade
) |>
  add_p(test = all_categorical() ~ "fisher.test")
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.5: un tableau croisé avec test exact de Fisher

Caractéris	tiq u eN = 68	II, N = 68	III, N = 64	p- valeur
T Stage				0,6
T1	17 (25%)	23 (34%)	13~(20%)	
T2	18~(26%)	17~(25%)	19 (30%)	
T3	18~(26%)	11 (16%)	14~(22%)	
T4	15~(22%)	17~(25%)	18~(28%)	

Note

Formellement, le test de Fisher suppose que les marges du tableau (totaux lignes et colonnes) sont fixées, puisqu'il repose sur une loi hypergéométrique, et donc celui-ci se prête plus au cas des situations expérimentales (plans d'expérience, essais cliniques) qu'au cas des données tirées d'études observationnelles.

En pratique, le test du Chi² étant assez robuste quant aux déviations par rapport aux hypothèses d'applications du test (effectifs théoriques supérieurs ou égaux à 5), le test de Fisher présente en général peu d'intérêt dans le cas de l'analyse des tableaux de contingence.

19.1.5 Comparaison de deux proportions

Pour comparer deux proportions, la fonction de base est prop.test() à laquelle on passera un tableau à 2×2 dimensions.

```
tab <- xtabs(~ I(stage == "T1") + trt, data = trial)
tab |> questionr::cprop()
```

2-sample test for equality of proportions with continuity correction

data: tab
X-squared = 0.24047, df = 1, p-value = 0.6239
alternative hypothesis: two.sided
95 percent confidence interval:
 -0.2217278 0.1175050
sample estimates:
 prop 1 prop 2
0.4761905 0.5283019

Il est également envisageable d'avoir recours à un test exact de Fisher. Dans le cas d'un tableau à 2×2 dimensions, le test exact de Fisher ne teste pas si les deux proportions sont différents, mais plutôt si leur *odds ratio* (qui est d'ailleurs renvoyé par la fonction) est différent de 1.

```
fisher.test(tab)
```

Fisher's Exact Test for Count Data

data: tab
p-value = 0.5263
alternative hypothesis: true odds ratio is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 0.4115109 1.5973635
sample estimates:
odds ratio
 0.8125409

Mais le plus simple reste encore d'avoir recours à {gtsummary} et à sa fonction gtsummary::add_difference() que l'on peut appliquer à un tableau où le paramètre by n'a que deux modalités. Pour la différence de proportions, il faut que les variables transmises à include soit dichotomiques.

```
trial |>
  tbl_summary(
    by = trt,
    include = response
) |>
  add_difference()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.6: différence entre deux proportions

Caractéris	Drug A, stildue 98	Drug B , N = 102	Differe	95% nceIC	p- valeur
Tumor	28 (29%)	33 (34%)	-4,2%	-18%	0,6
Response				-9,9%	
Manquant	3	4			

Attention : si l'on passe une variable catégorielle à trois modalités ou plus, c'est la différence des moyennes standardisées (globale pour la variable) qui sera calculée et non la différence des proportions dans chaque groupe.

```
trial |>
  tbl_summary(
    by = trt,
    include = grade
) |>
  add_difference()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at

https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.7: différence moyenne standardisée

Caractéri	Drug A, stiqu\(\mathbf{b}\) = 98	Drug B , N = 102	Difference	95% IC
Grade			0,07	-0,20 - 0,35
I	35~(36%)	33 (32%)		- ,
II	$32 \ (33\%)$	36 (35%)		
III	$31\ (32\%)$	$33\ (32\%)$		

Pour calculer la différence des proportions pour chaque modalité de *grade*, il est nécessaire de transformer, en amont, la variable catégorielle *grade* en trois variables dichotomiques (de type oui/non, une par modalité), ce qui peut se faire facilement avec la fonction fastDummies::dummy_cols() de l'extension {fastDummies}.

```
trial |>
  fastDummies::dummy_cols("grade") |>
  tbl_summary(
    by = trt,
    include = starts_with("grade_"),
    digits = ~ c(0, 1)
  ) |>
  add_difference()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.8: différence entre proportions avec création de variables dichotomiques

Caractéris	Drug A, stiljue 98	Drug B , N = 102	Differer	95% nceIC	p- valeur
grade_I	35	33	3,4%	-11%	0,7
	(35,7%)	$(32,\!4\%)$		-~17%	
$grade_II$	32	36	-2,6%	-17%	0,8
	(32,7%)	$(35,\!3\%)$		-11%	
$grade_III$	31	33	-0.72%	-14%	>0,9
	(31,6%)	(32,4%)		-13%	

19.2 Une variable continue selon une variable catégorielle

19.2.1 Tableau comparatif avec gtsummary

Dans le chapitre sur la statitstique univariée (cf. Section 18.2), nous avons abordé comment afficher les statistiques descriptives d'une variable continue avec gtsummary::tbl_summary(). Pour comparer une variable continue selon plusieurs groupes définis par une variable catégorielle, il suffit d'utiliser le paramètre by:

```
trial |>
  tbl_summary(
   include = age,
  by = grade
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.9: âge médian et intervalle interquartile selon le grade

Caractéristique	I, N = 68	II, N = 68	III, $N = 64$
Age	47 (37 - 56)	48 (37 - 57)	47 (38 - 58)
Manquant	2	6	3

La fonction gtsummary::add_overall() permet d'ajouter une colonne total et gtsummary::modify_spanning_header() peut-être utilisé pour ajouter un en-tête de colonne.

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = age,
    by = grade
) |>
  add_overall(last = TRUE) |>
  modify_spanning_header(
    all_stat_cols(stat_0 = FALSE) ~ "**Grade**"
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.10: âge médian et intervalle interquartile selon le grade

	I , N =	II, N =	III, N =	$\overline{\text{Total}, N} =$
Caractérist	ique68	68	64	200
Age	47 (37 –	48 (37 –	47 (38 –	47 (38 - 57)
	56)	57)	58)	
Manquant	2	6	3	11

Comme pour un tri à plat, on peut personnaliser les statistiques à afficher avec statistic.

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = age,
    by = grade,
    statistic = all_continuous() ~ "{mean} ({sd})",
    digits = all_continuous() ~ c(1, 1)
) |>
  add_overall(last = TRUE)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.11:	âge	moyen	et	écart-type	selon	le	grade

	I , N =	II , N =	III, N =	Total, N =
Caractérist	ique68	68	64	200
Age	46,2	47,5	48,1	47,2 (14,3)
	(15,2)	(13,7)	(14,1)	
Manquant	2	6	3	11

19.2.2 Représentations graphiques

La moyenne ou la médiane sont des indicateurs centraux et ne suffisent pas à rendre compte des différences de distribution d'une variable continue entre plusieurs sous-groupes.

Une représentation usuelle pour comparer deux distributions consiste à avoir recours à des boîtes à moustaches que l'on obtient avec ggplot2::geom_boxplot().

```
ggplot(trial) +
  aes(x = grade, y = age) +
  geom_boxplot(fill = "lightblue") +
  theme_light()
```

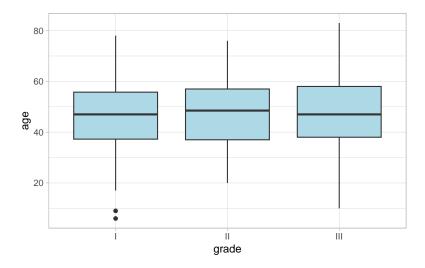


Figure 19.4: boîtes à moustache



Le trait central représente la médiane, le rectangle est délimité par le premier et le troisème quartiles (i.e. le 25° et le 75° percentiles). Les traits verticaux vont jusqu'aux extrêmes (minimum et maximum) ou jusqu'à 1,5 fois l'intervalle interquartile. Si des points sont situés à plus d'1,5 fois l'intervalle interquartile au-dessus du 3° quartile ou en-dessous du 1° quartile, ils sont considérés comme des valeurs atypiques et représentés par un point. Dans l'exemple précédent, c'est le cas des deux plus petites valeurs observées pour le grade I.

Alternativement, on peut utiliser un graphique en violons qui représentent des courbes de densité dessinées en mirroir.

```
ggplot(trial) +
  aes(x = grade, y = age) +
  geom_violin(fill = "lightblue") +
  theme_light()
```

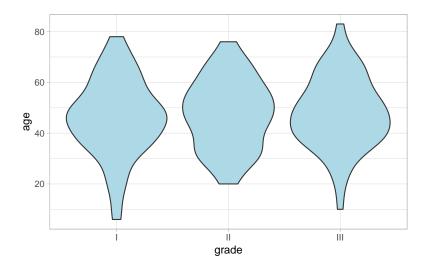


Figure 19.5: graphique en violons

Il est toujours possible de représenter les observations inviduelles sous la forme d'un nuage de points. Le paramètre alpha permet de rendre les points transparents afin de mieux visualiser les supperpositions de points.

```
ggplot(trial) +
  aes(x = grade, y = age) +
  geom_point(alpha = .25, colour = "blue") +
  theme_light()
```

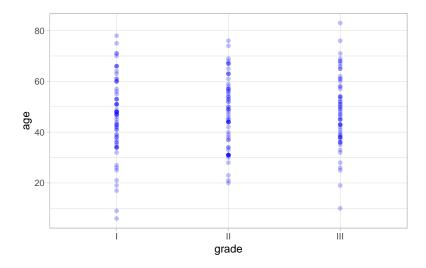


Figure 19.6: un nuage de points avec une variable continue et une variable catégorielle

Comme la variable grade est catégorielle, tous les points d'une meme modalité sont représentées sur une même ligne. La représentation peut être améliorée en ajoutant un décalage aléatoire sur l'axe horizontal. Cela s'obtient avec $ggplot2::position_jitter()$ en précisant height = 0 pour ne pas ajouter de décalage vertical et width = .2 pour décaler horizontalement les points entre -20% et +20%.

```
ggplot(trial) +
  aes(x = grade, y = age) +
  geom_point(
    alpha = .25,
    colour = "blue",
    position = position_jitter(height = 0, width = .2)
  ) +
  theme_light()
```

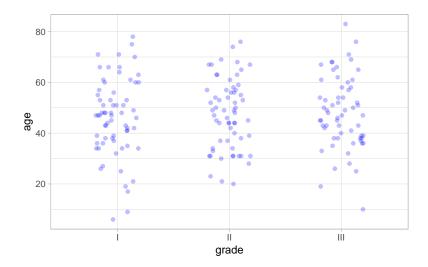


Figure 19.7: un nuage de points avec une variable continue et une variable catégorielle et avec un décalage horizontal aléatoire

La statistique ggstats::stat_weighted_mean() de {ggstats} permets de calculer à la volée la moyenne du nuage de points.

```
ggplot(trial) +
  aes(x = grade, y = age) +
  geom_point(stat = "weighted_mean", colour = "blue") +
  theme_light()
```

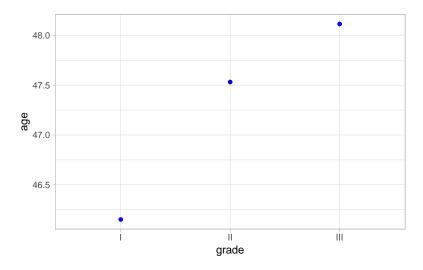


Figure 19.8: âge moyen selon le grade

Cela peut être utile pour effectuer des comparaisons multiples.

```
ggplot(trial) +
  aes(x = grade, y = age, colour = stage, group = stage) +
  geom_line(stat = "weighted_mean") +
  geom_point(stat = "weighted_mean") +
  facet_grid(cols = vars(trt)) +
  theme_light()
```

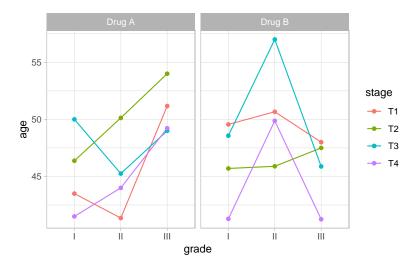


Figure 19.9: âge moyen selon le grade, par traitement et état d'avancement de la maladie

19.2.3 Calcul manuel

Le plus simple pour calculer des indicateurs par sous-groupe est d'avoir recours à dplyr::summarise() avec dplyr::group_by().

```
library(dplyr)
trial |>
  group_by(grade) |>
  summarise(
   age_moy = mean(age, na.rm = TRUE),
   age_med = median(age, na.rm = TRUE)
)
```

En base **R**, on peut avoir recours à tapply(). On lui indique d'abord le vecteur sur lequel on souhaite réaliser le calcul, puis un facteur qui indiquera les sous-groupes, puis une fonction qui sera appliquée à chaque sous-groupe et enfin, optionnellement, des arguments additionnels qui seront transmis à cette fonction.

```
tapply(trial$age, trial$grade, mean, na.rm = TRUE)
```

I II III 46.15152 47.53226 48.11475

19.2.4 Tests de comparaison

Pour comparer des moyennes ou des médianes, le plus facile est encore d'avoir recours à {gtsummary} et sa fonction gtsummary::add_p().

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = age,
    by = grade
) |>
  add_p()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.12: test de comparaison sur la somme des rangs

Caractéristi	q ¶eN = 68	II, N = 68	III, N = 64	p- valeur
Age	47 (37 -	48 (37 -	47 (38 -	0,8
	56)	57)	58)	
Manquant	2	6	3	

Par défaut, pour les variables continues, un test de Kruskal-Wallis calculé avec la fonction stats::kruskal.test() est utilisé lorsqu'il y a trois groupes ou plus, et un test de Wilcoxon-Mann-Whitney calculé avec stats::wilcox.test() (test de comparaison des rangs) lorsqu'il n'y a que deux groupes. Au sens strict, il ne s'agit pas de tests de comparaison des médianes mais de tests sur la somme des rangs²⁶. En pratique, ces tests sont appropriés lorsque l'on présente les médianes et les intervalles interquartiles.

Si l'on affiche des moyennes, il serait plus juste d'utiliser un test t de Student (test de comparaison des moyennes) calculé avec stats::t.test(), valable seulement si l'on compare deux moyennes. Pour tester si trois moyennes ou plus sont égales, on aura plutôt recours à stats::oneway.test().

On peut indiquer à gtsummary::add_p() le test à utiliser avec le paramètre test.

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = age,
    by = grade,
    statistic = all_continuous() ~ "{mean} ({sd})"
) |>
  add_p(
    test = all_continuous() ~ "oneway.test"
)
```

Multiple parameters; naming those columns num.df, den.df

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Si l'on a besoin spécifiquement d'un test de comparaison des médianes, il existe le **test de Brown-Mood** disponible dans le package {coin} avec la fonction coin::median_test(). Attention, il ne faut pas confondre ce test avec le **test de dispersion de Mood** implémenté dans la fonction stats::mood.test().

Table 19.13: test de comparaison des moyennes

Caractéristic	q 1 eN = 68	II, N = 68	III, N = 64	p- valeur
Age	46 (15)	48 (14)	48 (14)	0,7
Manquant	2	6	3	

Précision statistique

Classiquement, le test t de Student présuppose l'égalité des variances entre les deux sous-groupes, ce qui permet de former une estimation commune de la variance des deux échantillons (on parle de pooled variance), qui revient à une moyenne pondérée des variances estimées à partir des deux échantillons. Pour tester l'égalité des variances de deux échantillons, on peut utiliser stats::var.test(). Dans le cas où l'on souhaite relaxer cette hypothèse d'égalité des variances, le test de Welch ou la correction de Satterthwaite reposent sur l'idée que l'on utilise les deux estimations de variance séparément, suivie d'une approximation des degrés de liberté pour la somme de ces deux variances.

Par défaut, la fonction stats::t.test() réalise un test de Welch. Pour un test classique de Student, il faut lui préciser var.equal = TRUE.

De manière similaire, stats::oneway.test() ne présuppose pas, par défaut, l'égalité des variances et généralise donc le test de Welch au cas à trois modalités ou plus. Cependant, on peut là encore indiquer var.equal = TRUE, auquel cas une analyse de variance (ANOVA) classique sera réalisée, que l'on peut aussi obtenir avec stats::aov().

Il est possible d'indiquer à gtsummary::add_p() des arguments additionnels à passer à la fonction utilisée pour réaliser le test :

```
trial |>
  tbl_summary(
    include = age,
    by = trt,
    statistic = all_continuous() ~ "{mean} ({sd})"
    ) |>
  add_p(
    test = all_continuous() ~ "t.test",
    test.args = all_continuous() ~ list(var.equal = TRUE)
  )
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Caractéristi	Drug A , N que = 98	Drug B , N = 102	p- valeur
Age	47 (15)	47 (14)	0,8
Manquant	7	4	

19.2.5 Différence de deux moyennes

La fonctions gtsummary::add_difference() permet, pour une variable continue et si la variable catégorielle spécifiée via by n'a que deux modalités, de calculer la différence des deux moyennes, l'intervalle de confiance de cette différence et test si cette différence est significativement différente de 0 avec stats::t.test().

```
trial |>
  tbl_summary(
  include = age,
  by = trt,
  statistic = all_continuous() ~ "{mean} ({sd})"
) |>
  add_difference()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 19.15: différence de deux moyennes

Caractéris	0 /	Drug B , N = 102	Differe	95% nceIC	p- valeur
Age	47 (15)	47 (14)	-0,44	-4,6 -	0,8
Manquant	7	4		3,7	

19.3 Deux variables continues

19.3.1 Représentations graphiques

La comparaison de deux variables continues se fait en premier lieu graphique, en représentant, via un nuage de points, l'ensemble des couples de valeurs. Notez ici l'application d'un niveau de transparence (alpha) afin de faciliter la lecture des points superposés.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  theme_light()
```

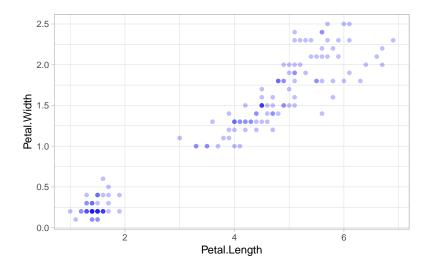


Figure 19.10: nuage de points

La géométrie ggplot2::geom_smooth() permets d'ajouter une courbe de tendance au graphique, avec son intervalle de confiance. Par défaut, il s'agit d'une régression polynomiale locale obtenue avec stats::loess().

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_smooth() +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  theme_light()
```



Figure 19.11: nuage de points avec une courbe de tendance

Pour afficher plutôt la droite de régression linéaire entre les deux variables, on précisera method = "lm".

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_smooth(method = "lm") +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  theme_light()
```

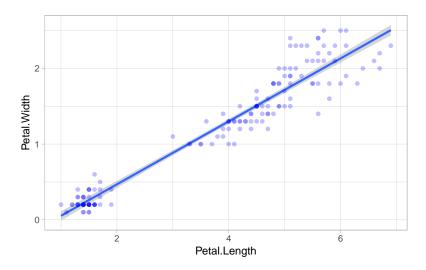


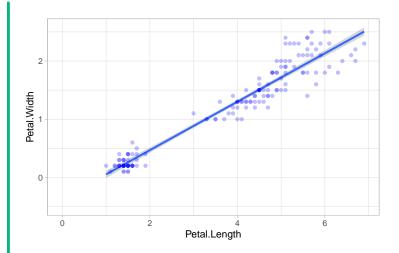
Figure 19.12: nuage de points avec droite de régression linéaire

Astuce pour afficher l'intercept

Supposons que nous souhaitions montrer l'endroit où la droite de régression coupe l'axe des ordonnées (soit le point sur l'axe y pour $x = \theta$).

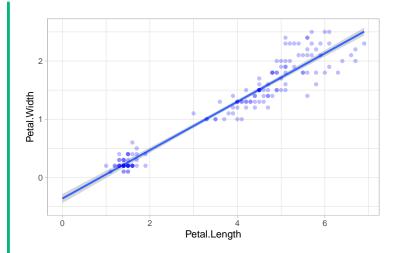
Nous pouvons étendre la surface du graphique avec ggplot2::expand_limits(). Cependant, cela n'étend pas pour autant la droite de régression.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_smooth(method = "lm") +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  theme_light() +
  expand_limits(x = 0, y = -0.5)
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



Une solution simple consiste à utiliser l'option fullrange = TRUE dans ggplot2::geom_smooth() pour étendre la droite de régression à l'ensemble du graphique.

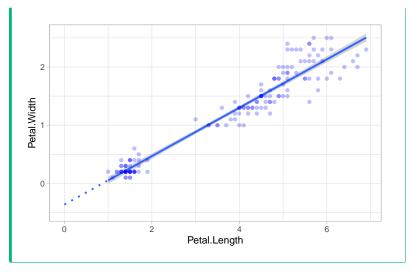
```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_smooth(method = "lm", fullrange = TRUE)
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  theme_light() +
  expand_limits(x = 0, y = -0.5)
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



On peut contrôler plus finement la partie de droite à afficher avec l'argument xseq (liste des valeurs pour lesquelles on prédit et affiche le lissage). On peut coupler deux appels à ggplot2::geom_smooth() pour afficher l'extension de la droite vers la gauche en pointillés. L'option se = FALSE permet de ne pas calculer d'intervalles de confiance pour ce second appel.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_smooth(
    method = "lm",
    xseq = seq(0, 1, by = .1),
    linetype = "dotted",
    se = FALSE
) +
  geom_smooth(method = "lm") +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  theme_light() +
  expand_limits(x = 0, y = -0.5)

`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
`geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



La géométrie ggplot2::geom_rug() permet d'afficher une représentation synthétique de la densité de chaque variable sur les deux axes.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_smooth(method = "lm") +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  geom_rug() +
  theme_light()
```

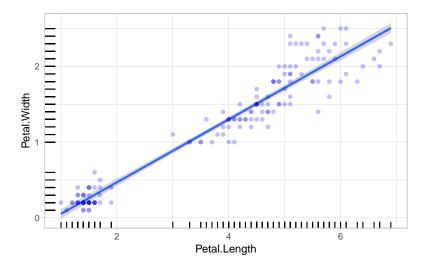


Figure 19.13: nuage de points avec représentation synthétique des densités marginales

19.3.2 Tester la relation entre les deux variables

Si l'on a besoin de calculer le coefficient de corrélation de Pearson entre deux variables, on aura recours à stats::cor().

```
cor(iris$Petal.Length, iris$Petal.Width)
```

[1] 0.9628654

Pour aller plus loin, on peut calculer une régression linéaire entre les deux variables avec stats::lm().

```
m <- lm(Petal.Length ~ Petal.Width, data = iris)
summary(m)</pre>
```

Call:

lm(formula = Petal.Length ~ Petal.Width, data = iris)

Residuals:

```
Min 1Q Median 3Q Max -1.33542 -0.30347 -0.02955 0.25776 1.39453
```

Coefficients:

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 1.08356  0.07297  14.85  <2e-16 ***
Petal.Width 2.22994  0.05140  43.39  <2e-16 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Residual standard error: 0.4782 on 148 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.9271, Adjusted R-squared: 0.9266 F-statistic: 1882 on 1 and 148 DF, p-value: < 2.2e-16

Les résultats montrent une corrélation positive et significative entre les deux variables.

Pour une présentation propre des résultats de la régression linéaire, on utilisera gtsummary::tbl_regression(). La fonction gtsummary::add_glance_source_note() permet d'ajouter différentes statistiques en notes du tableau de résultats.

```
m |>
  tbl_regression() |>
  add_glance_source_note()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Caractéristique	Beta	95% IC	p-valeur
Petal.Width	2,2	2,1-2,3	<0,001

19.4 Matrice de corrélations

Le package {GGally} et sa fonction GGally::ggpairs() permettent de représenter facilement une matrice de corrélation

entre plusieurs variables, tant quantitatives que qualitatives.

```
library(GGally)
ggpairs(iris)
```

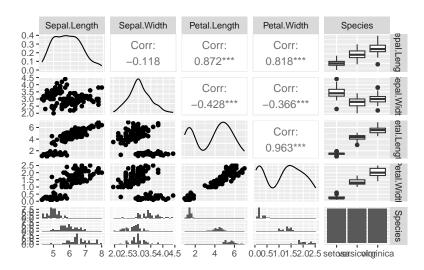


Figure 19.14: une matrice de corrélation avec ggpairs()

GGally::ggpairs() et sa petite sœur GGally::ggduo() offrent de nombreuses options de personnalisation qui sont détaillées sur le site dédié du package.

```
ggpairs(trial, mapping = aes(colour = trt))
```

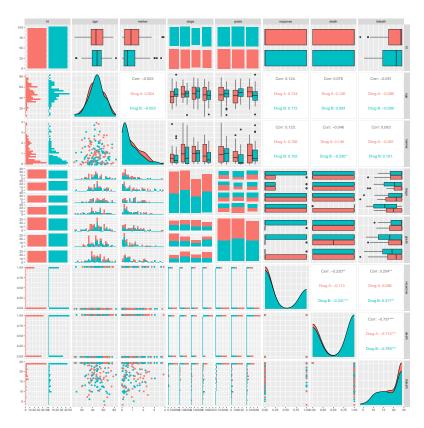


Figure 19.15: un second example de matrice de corrélation

19.5 webin-R

La statistique univariée est présentée dans le webin-R #03 (statistiques descriptives avec gtsummary et esquisse) sur You-Tube.

 $https://youtu.be/oEF_8GXyP5c$

20 Échelles de Likert

Les échelles de Likert tirent leur nom du psychologue américain Rensis Likert qui les a développées. Elles sont le plus souvent utilisées pour des variables d'opinion. Elles sont codées sous forme de variable catégorielle et chaque item est codé selone une graduation comprenant en général cinq ou sept choix de réponse, par exemple : Tout à fait d'accord, D'accord, Ni en désaccord ni d'accord, Pas d'accord, Pas du tout d'accord.

Pour les échelles à nombre impair de choix, le niveau central permet d'exprimer une absence d'avis, ce qui rend inutile une modalité « Ne sait pas ». Les échelles à nombre pair de modalités voient l'omission de la modalité neutre et sont dites « à choix forcé ».

20.1 Exemple de données

Générons un jeu de données qui nous servira pour les différents exemples.

```
library(tidyverse)
```

```
-- Attaching core tidyverse packages ----- tidyverse 2.0.0 --
           1.1.2
v dplyr
                     v readr
                                 2.1.4
v forcats
           1.0.0
                     v stringr
                                 1.5.0
v ggplot2
           3.4.2
                     v tibble
                                 3.2.1
v lubridate 1.9.2
                     v tidyr
                                 1.3.0
v purrr
           1.0.1
-- Conflicts ------ tidyverse_conflicts() --
x dplyr::filter() masks stats::filter()
x dplyr::lag()
                 masks stats::lag()
i Use the conflicted package (<a href="http://conflicted.r-lib.org/">http://conflicted.r-lib.org/</a>) to force all conflicts to become
```

```
library(labelled)
niveaux <- c(</pre>
  "Pas du tout d'accord",
  "Plutôt pas d'accord",
  "Ni d'accord, ni pas d'accord",
  "Plutôt d'accord",
  "Tout à fait d'accord"
)
set.seed(42)
df <-
  tibble(
    groupe = sample(c("A", "B"), 150, replace = TRUE),
    q1 = sample(niveaux, 150, replace = TRUE),
    q2 = sample(niveaux, 150, replace = TRUE, prob = 5:1),
    q3 = sample(niveaux, 150, replace = TRUE, prob = 1:5),
    q4 = sample(niveaux, 150, replace = TRUE, prob = 1:5),
    q5 = sample(c(niveaux, NA), 150, replace = TRUE),
    q6 = sample(niveaux, 150, replace = TRUE, prob = c(1, 0, 1, 1, 0))
  mutate(across(q1:q6, ~ factor(.x, levels = niveaux))) |>
  set_variable_labels(
    q1 = "Première question",
    q2 = "Seconde question",
    q3 = "Troisième question",
    q4 = "Quatrième question",
    q5 = "Cinquième question",
    q6 = "Sixième question"
```

20.2 Tableau de fréquence

On peut tout à fait réaliser un tableau de fréquence classique avec gtsummary::tbl_summary().

```
library(gtsummary)
df |>
  tbl_summary(include = q1:q6)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteristic	N = 150
Première question	
Pas du tout d'accord	39~(26%)
Plutôt pas d'accord	32~(21%)
Ni d'accord, ni pas d'accord	25~(17%)
Plutôt d'accord	30~(20%)
Tout à fait d'accord	24~(16%)
Seconde question	
Pas du tout d'accord	56 (37%)
Plutôt pas d'accord	44~(29%)
Ni d'accord, ni pas d'accord	19~(13%)
Plutôt d'accord	26~(17%)
Tout à fait d'accord	5 (3.3%)
Troisième question	
Pas du tout d'accord	8 (5.3%)
Plutôt pas d'accord	17 (11%)
Ni d'accord, ni pas d'accord	29~(19%)
Plutôt d'accord	43~(29%)
Tout à fait d'accord	53 (35%)
Quatrième question	
Pas du tout d'accord	$11 \ (7.3\%)$
Plutôt pas d'accord	19 (13%)
Ni d'accord, ni pas d'accord	31~(21%)
Plutôt d'accord	40~(27%)
Tout à fait d'accord	49 (33%)
Cinquième question	
Pas du tout d'accord	33~(26%)
Plutôt pas d'accord	25~(20%)
Ni d'accord, ni pas d'accord	28~(22%)
Plutôt d'accord	25~(20%)
Tout à fait d'accord	16 (13%)
Unknown	23
Sixième question	
Pas du tout d'accord	50 (33%)
Plutôt pas d'accord	0 (0%)

Characteristic	N = 150
Ni d'accord, ni pas d'accord	50 (33%)
Plutôt d'accord	50 (33%)
Tout à fait d'accord	0 (0%)

Cependant, cela produit un tableau inutilement long, d'autant plus que les variables q1 à q6 ont les mêmes modalités de réponse. Le package {bstfun} propose une fonction expérimentale bstfun::tbl_likert() offrant un affichage plus compact.

! Important

Ce package n'est pas disponible sur **CRAN** donc nécessaire de l'installer depuis GitHub avec la commande suivante remotes::install_github("MSKCC-Epi-Bio/bstfun"). Si vous êtes sous Windows, il vous faudra probablement installer préalable **RTools** au qui peut être téléchargé à l'adresse https://cran.rproject.org/bin/windows/Rtools/.

```
library(bstfun)
```

Attachement du package : 'bstfun'

L'objet suivant est masqué depuis 'package:gtsummary':

trial

```
df |>
  tbl_likert(
   include = q1:q6
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Charact	Pas du tout	Plutôt pas d'accord	Ni d'accord, ni pas d'accord	Plutôt d'accor	Tout à fait dd'accord
Première ques- tion	(26%)	$32 \\ (21\%)$	25 (17%)	$30 \\ (20\%)$	$\frac{24}{(16\%)}$
Seconde ques-	56 (37%)	44 (29%)	19 (13%)	$\frac{26}{(17\%)}$	5 (3.3%)
Troisièm ques- tion	& (5.3%)	17 (11%)	29 (19%)	43 (29%)	$53 \\ (35\%)$
Quatrièn ques- tion		19 (13%)	31 (21%)	$40 \ (27\%)$	49 (33%)
Cinquièn ques- tion	ne 33 (26%)	$25 \ (20\%)$	28 (22%)	$\frac{25}{(20\%)}$	16 (13%)
Sixième ques- tion	50 (33%)	0 (0%)	50 (33%)	50 (33%)	0 (0%)

On peut utiliser add_n() pour ajouter les effectifs totaux et add_continuous_stat() pour ajouter une statistique continue en traitant la variable comme un score (ici nous allons attribuer les valeurs -2, -1, 0, +1 et +2).

```
df |>
  tbl_likert(
   include = q1:q6,
   statistic = ~ "{p}%"
) |>
  add_n() |>
  add_continuous_stat(score_values = -2:2)
```

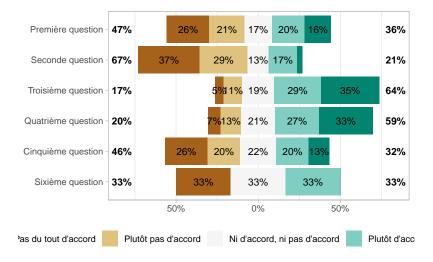
Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

	Pas du	Plutôt	Ni d'accord,		Tout	
	tout	pas	ni pas	Plutôt		
Charadver	d'accord'accordMean					
Premièr£50 ques- tion	26%	21%	17%	20%	16%	0.21
Secondel 50 ques- tion	37%	29%	13%	17%	3.3%	0.80
Troisièm 6 0 ques-	5.3%	11%	19%	29%	35%	0.77
tion Quatrièh50 ques- tion	7.3%	13%	21%	27%	33%	0.65
Cinquiè h2 67 ques- tion	26%	20%	22%	20%	13%	- 0.27
Sixième150 ques- tion	33%	0%	33%	33%	0%	0.33

20.3 Représentations graphiques

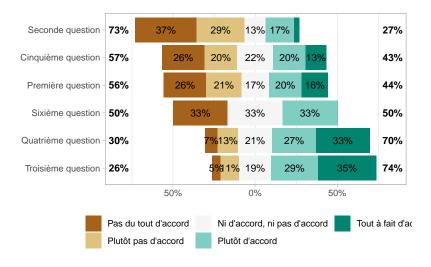
À partir de sa version 0.3.0, le package {ggstats} propose une fonction ggstats::gglikert() pour représenter des données de Likert sous forme d'un diagramme en barre centré sur la modalité centrale.

```
library(ggstats)
gglikert(df, include = q1:q6)
```



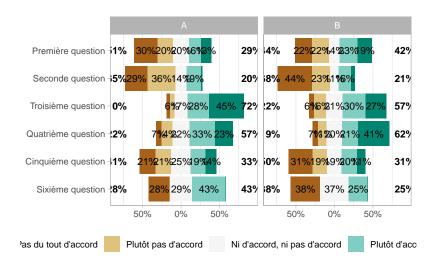
Par défaut, les pourcentages totaux ne prennent pas en compte la modalité centrale (lorsque le nombre de modalité est impair). On peut inclure la modalité centrale avec totals_include_center = TRUE, auquel cas la modalité centrale seront comptabilisée pour moitié de chaque côté. Le paramètre sort permet de trier les modalités (voir l'aide de ggstats::gglikert() pour plus de détails sur les différentes méthodes de tri).

```
df |>
    gglikert(
    include = q1:q6,
    totals_include_center = TRUE,
    sort = "ascending"
) +
    guides(
    fill = guide_legend(nrow = 2)
)
```

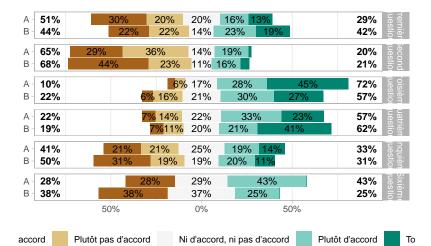


Il est possible de séparer les résultats par sous-groupe avec des facettes.

```
df |>
    gglikert(
    include = q1:q6,
    facet_cols = vars(groupe)
)
```

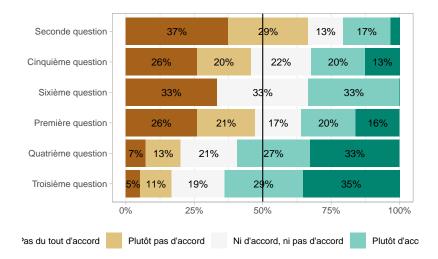


```
df |>
    gglikert(
    include = q1:q6,
    y = "groupe",
    facet_rows = vars(.question),
    facet_label_wrap = 15
)
```



Une représentation alternative consiste à réaliser un graphique en barres classiques, ce que l'on peut aisément obtenir avec ggstats::gglikert_stacked().

```
df |>
    gglikert_stacked(
    include = q1:q6,
    sort = "ascending",
    add_median_line = TRUE
)
```



21 Régression linéaire

Un modèle de régression linéaire est un modèle de régression qui cherche à établir une relation linéaire entre une **variable continue**, dite expliquée, et une ou plusieurs variables, dites explicatives.

21.1 Modèle à une seule variable explicative continue

Nous avons déjà abordé très rapidement la régression linéaire dans le chapitre sur la *statistique bivariée* (cf. Section 19.3).

Reprenons le même exemple à partir du jeu de données iris qui comporte les caractéristiques de 150 fleurs de trois espèces différentes d'iris. Nous cherchons dans un premier temps à explorer la relation entre la largeur (Petal. Width) et la longueur des pétales (Petal. Length). Représentons cette relation sous la forme d'un nuage de points.

```
library(tidyverse)
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  labs(x = "Longueur", y = "Largeur") +
  theme_light()
```

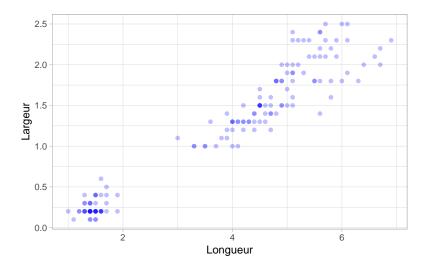


Figure 21.1: Relation entre la largeur et la longueur des pétales (nuage de points)

Il semble bien qu'il y a une **relation linéaire** entre ces deux variables, c'est-à-dire que la relation entre ces deux variables peut être représentée sous la forme d'une droite. Pour cela, on va rechercher la droite telle que la distance entre les points observés et la droite soit la plus petite possible. Cette droite peut être représentée graphique avec ggplot2::geom_smooth() et l'option method = "lm":

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  geom_smooth(method = "lm") +
  labs(x = "Longueur", y = "Largeur") +
  theme_light()
```

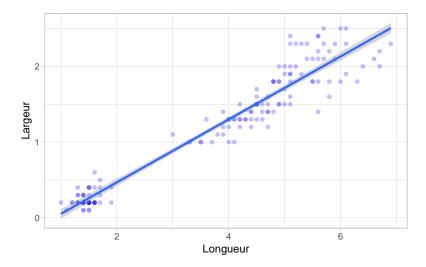


Figure 21.2: Relation linéaire entre la largeur et la longueur des pétales

La fonction de base pour calculer une régression linéaire est la fonction stats::m(). On doit en premier lieu spécifier le modèle à l'aide d'une formule : on indique la variable à expliquer dans la partie gauche de la formule et la variable explicative dans la partie droite, les deux parties étant séparées par un tilde²⁷ (~).

Dans le cas présent, la variable *Petal.Width* fait office de variable à expliquer et *Petal.Length* de variable explicative. Le modèle s'écrit donc Petal.Width ~ Petal.Length.

```
mod <- lm(Petal.Width ~ Petal.Length, data = iris)
mod</pre>
```

```
Call:
lm(formula = Petal.Width ~ Petal.Length, data = iris)
Coefficients:
(Intercept) Petal.Length
    -0.3631     0.4158
```

²⁷ Avec un clavier français, sous WIndows, le caracère tilde s'obtient en pressant simulténament les touches Alt Gr et 7.

Le résultat comporte deux coefficients. Le premier, d'une valeur de 0,4158, est associé à la variable Petal.Length et indique la pente de la courbe (on parle de slope en anglais). Le second, d'une valeur de -0,3631, représente l'ordonnée à l'origine (intercept en anglais), c'est-à-dire la valeur estimée de Petal.Width lorsque Petal.Length vaut 0. Nous pouvons rendre cela plus visible en élargissant notre graphique.

```
ggplot(iris) +
  aes(x = Petal.Length, y = Petal.Width) +
  geom_point(colour = "blue", alpha = .25) +
  geom_abline(
    intercept = mod$coefficients[1],
    slope = mod$coefficients[2],
    linewidth = 1,
    colour = "red"
  ) +
  geom_vline(xintercept = 0, linewidth = 1, linetype = "dotted") +
  labs(x = "Longueur", y = "Largeur") +
  expand_limits(x = 0, y = -1) +
  theme_light()
```

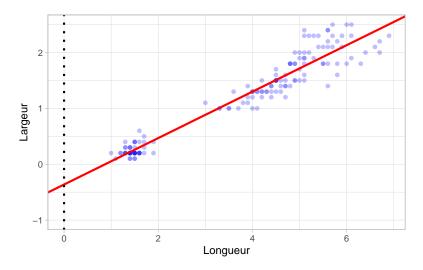


Figure 21.3: Relation linéaire entre la largeur et la longueur des pétales (représentation graphique de l'intercept)

Le modèle linéaire calculé estime donc que le relation entre nos deux variables peut s'écrire sous la forme suivante :

$$Petal.Width = 0,4158 \cdot Petal.Length - 0,3631$$

Le package {gtsummary} fournit gtsummary::tbl_regression(), une fonction bien pratique pour produire un tableau propre avec les coefficients du modèle, leur intervalle de confiance à 95% et leur p-valeurs²⁸. On précisera intercept = TRUE pour forcer l'affichage de l'intercept qui est masqué par défaut.

```
library(gtsummary)
```

#StandWithUkraine

```
mod %>%
  tbl_regression(intercept = TRUE)
```

28 Si l'on a besoin de ces informations sous la forme d'un tableau de données classique, on pourra se référer à broom.helpers::tidy_plus_plus(), utilisée de manière sous-jacente par gtsummary::tbl_regression(), ainsi qu'à la méthode broom::tidy(). Ces fonctions sont génériques et peut être utilisées avec une très grande variété de modèles.

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 21.1: un tableau mis en forme des coefficients du modèle

Characteristic	Beta	95% CI	p-value
(Intercept)	-0.36	-0.44, -0.28	< 0.001
Petal.Length	0.42	0.40, 0.43	< 0.001

Les p-valeurs calculées nous indique si le coefficient est statistiquement différent de 0. En effet, pour la variable explicative, cela nous indique si la relation est statistiquement significative. Le signe du coefficient (positif ou négatif) nous indique le sens de la relation.

• Astuce

Dans certains cas, si l'on suppose que la relation entre les deux variables est proportionnelle, on peut souhaiter calculer un modèle sans intercept. Par défaut, ${\bf R}$ ajoute un intercept à ses modèles. Pour forcer le calcul d'un modèle sans intercept, on ajoutera – 1 à la formule défissant le modèle.

```
lm(Petal.Width ~ Petal.Length - 1, data = iris)

Call:
lm(formula = Petal.Width ~ Petal.Length - 1, data = iris)

Coefficients:
Petal.Length
    0.3365
```

21.2 Modèle à une seule variable explicative catégorielle

Si dans un modèle linéaire la variable à expliquer est nécessairement continue, il est possible de définir une variable explicative catégorielle. Prenons la variable *Species*.

Il s'agit d'un facteur à trois modalités. Par défaut, la première valeur du facteur (ici setosa) va servir de modalité de référence.

```
mod <- lm(Petal.Width ~ Species, data = iris)
mod</pre>
```

Call:

lm(formula = Petal.Width ~ Species, data = iris)

Coefficients:

(Intercept) Speciesversicolor Speciesvirginica 0.246 1.080 1.780

```
mod %>%
  tbl_regression(intercept = TRUE)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 21.2: régression linaire avec une variable explicative catégorielle

Characteristic	Beta	95% CI	p-value
(Intercept)	0.25	0.19, 0.30	< 0.001
Species			
setosa			
versicolor	1.1	1.0, 1.2	< 0.001
virginica	1.8	1.7, 1.9	< 0.001

Dans ce cas de figure, l'*intercept* représente la situation à la référence, donc pour l'espèce setosa.

Calculons les moyennes par espèce :

```
iris %>%
  group_by(Species) %>%
  summarise(mean(Petal.Width))
```

A tibble: 3 x 2

	Species	`mean(Petal.Width)`
	<fct></fct>	<dbl></dbl>
1	setosa	0.246
2	versicolor	1.33
3	virginica	2.03

Comme on le voit, l'intercept nous indique donc la moyenne observée pour l'espèce de référence (0, 246).

Le coefficient associé à versicolor correspond à la différence par rapport à la référence (ici +1,080). Comme vous pouvez le constater, il s'agit de la différence entre la moyenne observée pour versicolor (1,326) et celle de la référence setosa (0,246): 1,326 - 0,246 = 1,080.

Ce coefficient est significativement différent de 0 (p<0,001), indiquant que la largeur des pétales diffère significativement entre les deux espèces.

• Astuce

Lorsque l'on calcule le même modèle sans intercept, les coefficients s'interprètent un différement :

```
lm(Petal.Width ~ Species - 1, data = iris)
```

Call:

lm(formula = Petal.Width ~ Species - 1, data = iris)

Coefficients:

Speciessetosa Speciesversicolor Speciesvirginica 0.246 1.326 2.026

En l'absence d'intercept, trois coefficients sont calculés et il n'y a plus ici de modalité de référence. Chaque coefficient représente donc la moyenne observée pour chaque modalité.

On appelle contrastes les différents manières de coder des variables catégorielles dans un modèle. Nous y reviendrons plus en détail dans un chapitre dédié (cf. Chapitre 24).

21.3 Modèle à plusieurs variables explicatives

Un des intérêts de la régression linéaire est de pouvoir estimer un modèle multivarié, c'est-à-dire avec plusieurs variables explicatives. Pour cela, on listera les différentes variables explicatives dans la partioe droite de la formule, séparées par le symbole +.

```
mod <- lm(
    Petal.Width ~ Petal.Length + Sepal.Width + Sepal.Length + Species,
    data = iris
  )
  mod
Call:
lm(formula = Petal.Width ~ Petal.Length + Sepal.Width + Sepal.Length +
    Species, data = iris)
Coefficients:
      (Intercept)
                        Petal.Length
                                             Sepal.Width
                                                               Sepal.Length
         -0.47314
                             0.24220
                                                 0.24220
                                                                    -0.09293
Speciesversicolor
                    Speciesvirginica
                              1.04637
          0.64811
  mod %>%
    tbl_regression(intercept = TRUE)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 21.3: régression linaire avec plusieurs variables explicatives

Characteristic	Beta	95% CI	p-value
(Intercept)	-0.47	-0.82, -0.12	0.008
Petal.Length	0.24	0.15, 0.34	< 0.001
Sepal.Width	0.24	0.15, 0.34	< 0.001
Sepal.Length	-0.09	-0.18, 0.00	0.039
Species			
setosa		_	
versicolor	0.65	0.40, 0.89	< 0.001
virginica	1.0	0.72, 1.4	< 0.001

Ce type de modèle permet d'estimer l'effet de chaque variable explicative, toutes choses égales par ailleurs. Dans le cas présent, on s'aperçoit que la largeur des pétales diffère significativement selon les espèces, est fortement corrélée positivement à la longueur du pétale et la largeur du sépale et qu'il y a, lorsque l'on ajuste sur l'ensemble des autres variables, une relation négative (faiblement significative) avec la longueur du sépale.

Lorsque le nombre de coefficients est élevé, une représentation graphique est souvent plus facile à lire qu'un tableau. On parle alors de graphique en forêt ou *forest plot* en anglais. Rien de plus facile! Il suffit d'avoir recours à ggstats::ggcoef_model().

```
library(ggstats)
ggcoef_model(mod)
```

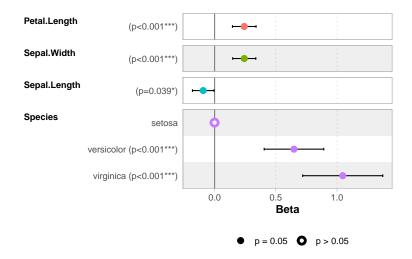


Figure 21.4: un graphique en forêt des coefficients du modèle

22 Régression logistique binaire

Dans le chapitre précédent (Chapitre 21), nous avons abordé la régression linéaire pour les variables continues. Pour analyser une variable catégorielle, il est nécessaire d'avoir recours à d'autres types de modèles. Les modèles linéaires généralisés (generalized linear models ou GLM en anglais) sont une généralisation de la régression linéaire grâce à l'utilisation d'une fonction de lien utilisée pour transformer la variable à expliquer et pouvoir ainsi retomber sur un modèle linéaire classique. Il existe de multiples fonctions de lien correspondant à tout autant de modèles. Par exemple, on pourra utiliser un modèle de Poisson pour une variable entière positive ou un modèle d'incidence.

Pour une variable binaire (c'est-à-dire du type oui / non ou vrai / faux), les modèles les plus courants utilisent les fonctions de lien *probit* ou *logit*, cette dernière fonction correspondent à la **régression logistique binaire** (modèle *logit*). Comme pour la régression linéaire, les variables explicatives peuvent être continues et/ou catégorielles.

22.1 Préparation des données

Dans ce chapitre, nous allons encore une fois utiliser les données de l'enquête *Histoire de vie*, fournies avec l'extension {questionr}.

```
data(hdv2003, package = "questionr")
d <- hdv2003</pre>
```

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 la probabilité de pratiquer un sport.

En premier lieu, il importe de vérifier, par exemple avec labelled::look_for(), que notre variable d'intérêt (ici sport) est correctement codée, c'est-à-dire que la première modalité correspondent à la référence (soit ne pas avoir vécu l'évènement d'intérêt) et que la seconde modalité corresponde au fait d'avoir vécu l'évènement.

Dans notre exemple, la modalité Non est déjà la première modalité. Il n'y a donc pas besoin de modifier notre variable.

Il faut également la présence éventuelle de données manquantes (NA)²⁹. Les observations concernées seront tout simplement exclues du modèle lors de son calcul. Ce n'est pas notre cas ici.

• Astuce

Alternativement, on pourra aussi coder notre variable à expliquer sous forme booléenne (FALSE / TRUE) ou numériquement en 0/1.

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, de temps en temps, Oui, régulièrement. 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 catégorielles. En effet, dans un modèle,

Pour visualiser le nombre de données manquantes (NA) de l'ensemble des variables d'un tableau, on pourra avoir recours à questionr::freq.na().

tous les coefficients sont calculés par rapport à la modalité de référence (cf. Section 21.2). Il importe donc de choisir une modalité de référence qui fasse sens afin de faciliter l'interprétation. Par ailleurs, ce choix doit dépendre de la manière dont on souhaite présenter les résultats (le data storytelling est essentiel). 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 ?

```
d |> look_for("sexe")

pos variable label col_type missing values
3 sexe - fct 0 Homme
Femme
```

La modalité Femme s'avère ne pas être la première modalité. Nous devons appliquer la fonction forcats::fct_relevel() ou la fonction stats::relevel():

```
library(tidyverse)
d <- d |>
  mutate(sexe = sexe |> fct_relevel("Femme"))

d$sexe |> questionr::freq()
```

```
n % val%
Femme 1101 55 55
Homme 899 45 45
```

Données labellisées

Si l'on utilise des données labellisées (voir Chapitre 12), 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 labelled::to_factor() ou labelled::unlabelled().

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.

```
d |> look_for("age", "heures")
pos variable label col_type missing values
                              0
2
                    int
20
                              5
   heures.tv -
                    dbl
```

Nos deux variables sont bien renseignées sous forme numérique (respectivement des entiers et des nombres décimaux).

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 (et donc en variable catégorielle) avec la fonction cut() (cf. Section 9.4):

```
d <- d |>
  mutate(
    groupe_ages = age |>
      cut(
         c(18, 25, 45, 65, 99),
        right = FALSE,
         include.lowest = TRUE,
        labels = c("18-24 \text{ ans}", "25-44 \text{ ans}",
                     "45-64 ans", "65 ans et plus")
      )
  )
d$groupe_ages |> questionr::freq()
                      % val%
                n
```

8.5 8.5 18-24 ans 169

```
25-44 ans 706 35.3 35.3 45-64 ans 745 37.2 37.2 65 ans et plus 380 19.0 19.0
```

Jetons maintenant un oeil à la variable nivetud :

```
d$nivetud |> questionr::freq()
```

```
% val%
N'a jamais fait d'etudes
                                                                 39 2.0 2.1
                                                                 86 4.3 4.6
A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires
Derniere annee d'etudes primaires
                                                                341 17.0 18.1
                                                                204 10.2 10.8
1er cycle
                                                                183 9.2 9.7
2eme cycle
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 22.0 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'améliorier notre modèle logistique, il peut être pertinent de regrouper certaines modalités (cf. Section 9.3) :

```
d <- d |>
mutate(
  etudes = nivetud |>
  fct_recode(
    "Primaire" = "N'a jamais fait d'etudes",
    "Primaire" = "A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires",
    "Primaire" = "Derniere annee d'etudes primaires",
    "Secondaire" = "1er cycle",
    "Secondaire" = "2eme cycle",
    "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel court",
    "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel long",
    "Supérieur" = "Enseignement superieur y compris technique superieur"
  )
)
```

```
d$etudes |> questionr::freq()
```

```
n % val%
Primaire 466 23.3 24.7
Secondaire 387 19.4 20.5
Technique / Professionnel 594 29.7 31.5
Supérieur 441 22.0 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 forcats::fct_na_value_to_level():

```
d$etudes <- d$etudes |>
  fct_na_value_to_level("Non documenté")
```

Enfin, pour améliorer les différentes sorties (tableaux et figures), nous allons ajouter des étiquettes de variables (cf. Chapitre 11) avec labelled::set_variable_labels().

```
d <- d |>
  set_variable_labels(
  sport = "Pratique un sport ?",
  sexe = "Sexe",
  groupe_ages = "Groupe d'âges",
  etudes = "Niveau d'études",
  relig = "Rapport à la religion",
  heures.tv = "Heures de télévision / jour"
)
```

```
Code récapitulatif (préparation des données)
  data(hdv2003, package = "questionr")
  d <-
    hdv2003 |>
    mutate(
      sexe = sexe |> fct relevel("Femme"),
      groupe_ages = age |>
        cut(
          c(18, 25, 45, 65, 99),
          right = FALSE,
          include.lowest = TRUE,
          labels = c("18-24 ans", "25-44 ans",
                      "45-64 ans", "65 ans et plus")
        ),
      etudes = nivetud |>
        fct_recode(
          "Primaire" = "N'a jamais fait d'etudes",
          "Primaire" = "A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires",
          "Primaire" = "Derniere annee d'etudes primaires",
          "Secondaire" = "1er cycle",
          "Secondaire" = "2eme cycle",
          "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel court",
          "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel long",
          "Supérieur" = "Enseignement superieur y compris technique superieur"
      ) |>
      fct_na_value_to_level("Non documenté")
    ) |>
    set_variable_labels(
      sport = "Pratique un sport ?",
      sexe = "Sexe",
      groupe_ages = "Groupe d'âges",
      etudes = "Niveau d'études",
      relig = "Rapport à la religion",
      heures.tv = "Heures de télévision / jour"
    )
```

22.2 Statistiques descriptives

Avant toute analyse multivariée, il est toujours bon de procéder à une analyse descriptive bivariée simple, tout simplement avec gtsummary::tbl_summary(). Ajoutons quelques tests de comparaison avec gtsummary::add_p(). Petite astuce : gtsummary::modify_spanning_header() permet de rajouter un en-tête sur plusieurs colonnes.

```
library(gtsummary)
theme_gtsummary_language("fr", decimal.mark = ",", big.mark = " ")

d |>
    tbl_summary(
        by = sport,
        include = c(sexe, groupe_ages, etudes, relig, heures.tv)
    ) |>
    add_overall(last = TRUE) |>
    add_p() |>
    bold_labels() |>
    modify_spanning_header(
        update = all_stat_cols() ~ "**Pratique un sport ?**"
    )
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 22.1: Pratique d'un sport selon différentes variables explicatives (analyse bivariée)

Caractéristiq	Non, N ue = 1 277	Oui , N = 723	Total, N = 2 000	p- valeur
Sexe				<0,001
Femme	747	354	1 101	
	(58%)	(49%)	(55%)	
Homme	530	369	899~(45%)	
	(42%)	(51%)		

	Non, N	Oui, N	Total, N	p-
Caractéristique	e = 1 277	= 723	= 2~000	valeur
Groupe				< 0,001
d'âges				
18-24 ans	58 (4,5%)	111	169	
		(15%)	(8,5%)	
25-44 ans	359	347	706~(35%)	
	(28%)	(48%)		
45-64 ans	541	204	745 (37%)	
	(42%)	(28%)		
65 ans et plus	319	61 (8,4%)	380 (19%)	
	(25%)			
Niveau				< 0,001
d'études				
Primaire	416	50 (6,9%)	466~(23%)	
	(33%)		, ,	
Secondaire	270	117	387 (19%)	
	(21%)	(16%)	, ,	
Technique /	378	216	594 (30%)	
Professionnel	(30%)	(30%)	, ,	
Supérieur	186	255	$441\ (22\%)$	
	(15%)	(35%)		
Non	27 (2,1%)	85 (12%)	112	
documenté			(5,6%)	
Rapport à la				0,14
religion				
Pratiquant	182	84 (12%)	266~(13%)	
regulier	(14%)			
Pratiquant	295	147	442~(22%)	
occasionnel	(23%)	(20%)		
Appartenance	473	287	760~(38%)	
sans pratique	(37%)	(40%)		
Ni croyance ni	239	160	399~(20%)	
appartenance	(19%)	(22%)		
Rejet	60 (4.7%)	33(4,6%)	93 (4,7%)	
NSP ou NVPR	28 (2,2%)	12(1,7%)	40 (2,0%)	
Heures de	2,00 (1,00	2,00 (1,00	2,00 (1,00	< 0,001
télévision /	-3,00)	-3,00)	-3,00)	•
jour	,	,	,	
Manquant	2	3	5	

22.3 Calcul de la régression logistique binaire

La spécification d'une régression logistique se fait avec stats::glm() et est très similaire à celle d'une régression linéaire simple (cf. Section 21.3) : on indique la variable à expliquer suivie d'un tilde (~) puis des variables explicatives séparées par un plus (+)³⁰. Il faut indiquer à glm() la famille du modèle souhaité : on indiquera simplement family = binomial pour un modèle $logit^{31}$.

³⁰ Il est possible de spécifier des modèles plus complexes, notamment

avec des effets d'interaction, qui se-

ront aborder plus loin (cf. Cha-

Pour afficher les résultats du modèle, le plus simple est d'avoir recours à gtsummary::tbl_regression().

```
mod |>
  tbl_regression(intercept = TRUE) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 22.2: Facteurs associés à la pratique d'un sport (régression logistique binaire)

Caractéristique	$\log(\mathrm{OR})$	95% IC	p-valeur
(Intercept)	-0,80	-1,40,17	0,014
Sexe			
Femme	_	_	
Homme	0,44	$0,\!23-0,\!65$	< 0,001
Groupe d'âges	,	,	,
18-24 ans			
25-44 ans	-0,42	-0,87 -	0,065
	,	0,03	•

Caractéristique	$\log(\mathrm{OR})$	95% IC	p-valeur
45-64 ans	-1,1	-1,60,62	<0,001
65 ans et plus	-1,4	-1,90,85	< 0,001
Niveau d'études			
Primaire			
Secondaire	0,95	$0,\!57-1,\!3$	< 0,001
Technique /	1,0	$0,\!68-1,\!4$	< 0,001
Professionnel			
Supérieur	1,9	$1,\!5-2,\!3$	< 0,001
Non documenté	2,2	$1,\!5-2,\!8$	< 0,001
Rapport à la			
religion			
Pratiquant regulier			
Pratiquant occasionnel	-0,02	-0,39 -	>0,9
		$0,\!35$	
Appartenance sans	-0,01	-0.35 -	>0,9
pratique		$0,\!34$	
Ni croyance ni	-0,22	-0,59 -	0,3
appartenance		$0,\!16$	
Rejet	-0,38	-0.95 -	0,2
		$0,\!17$	
NSP ou NVPR	-0,08	-0,92 -	0,8
		0,70	
Heures de télévision	-0,12	-0,19 -	< 0,001
/ jour		-0,06	

22.4 Interpréter les coefficients

L'intercept traduit la situation à la référence (i.e. toutes les variables catégorielles à leur modalité de référence et les variables continues à 0), après transformation selon la fonction de lien (i.e. après la transformation logit).

Illustrons cela. Supposons donc une personne de sexe féminin, âgée entre 18 et 24 ans, de niveau d'étude primaire, pratiquante régulière et ne regardant pas la télévision (situation de réference). Seul l'intercept s'applique dans le modèle, et donc le modèle prédit que sa probabilité de faire du sport est de -0,80

selon l'échelle *logit*. Retraduisons cela en probabilité classique avec la fonction *logit inverse*.

```
logit_inverse <- binomial("logit") |> purrr::pluck("linkinv")
logit_inverse(-0.80)
```

[1] 0.3100255

Selon le modèle, la probabilité que cette personne fasse du sport est donc de 31%.

Prenons maintenant une personne identique mais de sexe masculin. Nous devons donc considérer, en plus de l'*intercept*, le coefficient associé à la modalité Homme. Sa probabilité de faire du sport est donc :

```
logit_inverse(-0.80 + 0.44)
```

[1] 0.4109596

Le coefficient associé à Homme est donc un modificateur par rapport à la situation de référence.

Enfin, considérons que cette dernière personne regarde également la télévision 2 heures en moyenne par jour. Nous devons alors considérer le coefficient associé à la variable *heures.tv* et, comme il s'agit d'une variable continue, multiplier ce coefficient par 2, car le coefficient représente le changement pour un incrément de 1 unité.

```
logit_inverse(-0.80 + 0.44 + 2 * -0.12)
```

[1] 0.3543437

Il est crucial de bien comprendre comment dans quels cas et comment chaque coefficient est utilisé par le modèle.

Le package {breakdown} permet de mieux visualiser notre dernier exemple.

```
individu3 <- d[1, ]
individu3$sexe[1] <- "Homme"
individu3$groupe_ages[1] <- "18-24 ans"
individu3$tetudes[1] <- "Primaire"
individu3$relig[1] <- "Pratiquant regulier"
individu3$heures.tv[1] <- 2

library(breakDown)
logit <- function(x) exp(x) / (1 + exp(x))
plot(
   broken(mod, individu3, predict.function = betas),
   trans = logit
) +
   scale_y_continuous(
   labels = scales::label_percent(),
   breaks = 0:5/5,
   limits = c(0, 1)
)</pre>
```

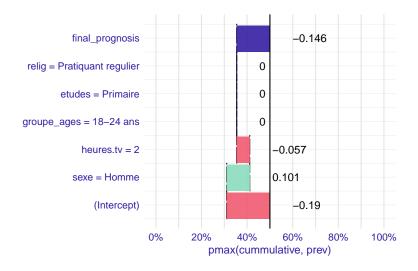


Figure 22.1: Décomposition de la probabilité de faire du sport de l'individu 3

22.5 La notion d'odds ratio

L'un des intérêts de la régression logistique *logit* réside dans le fait que l'exponentiel des coefficients correspond à des *odds* ratio ou rapport des côtes en français.

• Astuce

Pour comprendre la notion de côte (odd en anglais), on peut se référer aux paris sportifs. Par exemple, lorsque les trois quarts des parieurs parient que le cheval A va remporter la course, on dit alors que ce cheval à une côte de trois contre un (trois personnes parient qu'il va gagner contre une personne qu'il va perdre). Prenon un autre cheval : si les deux tiers pensent que le cheval B va perdre (donc un tiers pense qu'il va gagner), on dira alors que sa côte est de un contre deux (une personne pense qu'il va gagner contre deux qu'il va perdre).

Si l'on connait la proportion ou probabilité p d'avoir vécu ou de vivre un événement donné (ici gagner la course), la côte (l'odd) s'obtient avec la formule suivante : p/(1-p). La côte du cheval A est bien 0,75/(1-0,75)=0,75/0,25=3 est celle du cheval B (1/3)/(2/3)=1/2=0.5.

Pour comparer deux côtes (par exemple pour savoir si le cheval A a une probabilité plus élevée de remporter la course que le cheval B, selon les parieurs), on calculera tout simplement le rapport des côtes ou odds ratio (OR) : $OR_{A/B} = Odds_A/Odds_B = 3/0, 5 = 6.$

Ce calcul peut se faire facilement dans **R** avec la fonction questionr::odds.ratio().

```
questionr::odds.ratio(.75, 1/3)
```

[1] 6

L'odds ratio est donc égal à 1 si les deux côtes sont identiques, est supérieur à 1 si le cheval A une probabilité supérieure à celle du cheval B, et inférieur à 1 si c'est probabilité est inférieure.

On le voit, par construction, l'odds ratio de B par rapport à A est l'inverse de celui de A par rapport à B : $OR_{B/A}=1/OR_{A/B}$.

Pour afficher les *odds ratio* il suffit d'indiquer exponentiate = TRUE à gtsummary::tbl_regression().

```
mod |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 22.3: Facteurs associés à la pratique d'un sport ($odds \ ratios$)

Caractéristique	OR	95% IC	p-valeur
Caracteristique	Oit	9370 10	p-valeui
Sexe			
Femme			
Homme	$1,\!55$	$1,\!26-1,\!91$	< 0,001
Groupe d'âges			
18-24 ans			
25-44 ans	0,66	0,42 - 1,03	0,065
45-64 ans	0,34	$0,\!21-0,\!54$	< 0,001
65 ans et plus	$0,\!25$	$0,\!15-0,\!43$	< 0,001
Niveau d'études			
Primaire			
Secondaire	2,59	1,77 - 3,83	< 0,001
Technique / Professionnel	2,86	1,98-4,17	< 0,001
Supérieur	6,63	4,55 - 9,80	< 0,001
Non documenté	8,59	4,53 - 16,6	< 0,001
Rapport à la religion			
Pratiquant regulier			
Pratiquant occasionnel	0,98	0,68-1,42	>0,9
Appartenance sans pratique	0,99		>0,9
Ni croyance ni appartenance	0,81		0,3

Caractéristique	OR	95% IC	p-valeur
Rejet	0,68	0,39 - 1,19	0,2
NSP ou NVPR	0,92	$0,\!40-2,\!02$	0,8
Heures de télévision / jour	0,89	$0,\!83-0,\!95$	< 0,001

Pour une représentation visuelle, graphique en forêt ou forest plot en anglais, on aura tout simplement recours à ggstats::ggcoef_model().



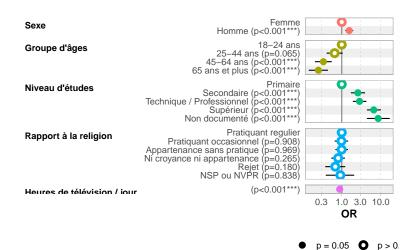


Figure 22.2: Facteurs associés à la pratique d'un sport (forest plot)

On pourra alternativement préférer ggstats::ggcoef_table()³² qui affiche un tableau des coefficients à la droite du *forest* plot.

32 ggstats::ggcoef_table() est disponible à partir de la version 0.4.0 de {ggstats}.

```
mod |>
   ggstats::ggcoef_table(exponentiate = TRUE)
```

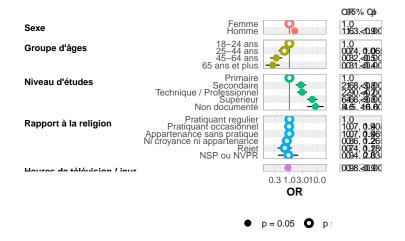


Figure 22.3: Facteurs associés à la pratique d'un sport (forest plot avec table des coefficients)

Note

Lorsque l'on réalise un forest plot de coefficients exponentialisés tels que des odds ratios, une bonne pratique consiste à utiliser une échelle logarithmique. En effet, l'inverse d'un odds ratio de 2 est 0,5. Avec une échelle logarithmique, la distance entre 0,5 et 1 est égale à celle entre 1 et 2. Sur la figure précédente, vous pourrez noter que ggstats::ggcoef_model() applique automatiquement une échelle logarithmique lorsque exponentiate = TRUE.

Quelques références : Forest Plots: Linear or Logarithmic Scale? ou encore Graphing Ratio Measures on Forest Plot.

♦ Mise en garde

En rédigeant les résultats de la régression, il faudra être vigilant à ne pas confondre les odds ratios avec des prevalence ratios. Avec un odds ratio de 1,55, il serait tentant d'écrire que les hommes ont une probabilité 55% supérieure de pratique un sport que les femmes (toutes

choses égales par ailleurs). Une telle formulation correspond à un prevalence ratio (rapport des prévalences en français) ou risk ratio (rapport des risques), à savoir diviser la probabilité de faire du sport des hommes par celle des femmes, p_{hommes}/p_{femmes} . Or, cela ne correspond pas à la formule de l'odds ratio, à savoir $(p_{hommes}/(1-p_{hommes}))/(p_{femmes}/(1-p_{femmes}))$. Lorsque le phénomène étudié est rare et donc que les probabilités sont faibles (inférieures à quelques pour-cents), alors il est vrai que les odds ratio sont approximativement égaux aux prevalence ratios. Mais ceci n'est plus du tout vrai pour des phénomènes plus fréquents.

22.6 Afficher les écarts-types plutôt que les intervalles de confiance

La manière de présenter les résultats d'un modèle de régression varie selon les disciplines, les champs thématiques et les revues. Si en sociologie et épidémiologie on aurait plutôt tendance à afficher les odds ratio avec leur intervalle de confiance, il est fréquent en économétrie de présenter plutôt les coefficients brust et leurs écarts-types (standard deviation ou sd en anglais). De même, plutôt que d'ajouter une colonne avec les p valeurs, un usage consiste à afficher des étoiles de significativités à la droite des coefficients significatifs.

Pour cela, on pourra personnaliser le tableau produit avec gtsummary::tbl_regression(), notamment avec gtsummary::add_significance_stars() pour l'ajout des étoiles de significativité, ainsi que gtsummary::modify_column_hide() et gtsummary::modify_column_unhide() pour afficher / masquer les colonnes du tableau produit³³.

```
mod |>
  tbl_regression() |>
  add_significance_stars() |>
  modify_column_hide(c("ci", "p.value")) |>
  modify_column_unhide("std.error") |>
```

La liste des colonnes disponibles peut être obtenues avec mod |> tbl_regression() |> purrr::pluck("table_body") |> colnames().

bold_labels()

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 22.4: Présentation économétrique des facteurs associés à la pratique d'un sport

Caractéristique	$\log(OR)$	ET
Sexe		
Femme	_	
Homme	0,44***	0,106
Groupe d'âges		
18-24 ans		_
25-44 ans	-0,42	$0,\!228$
45-64 ans	-1,1***	0,238
65 ans et plus	-1,4***	$0,\!274$
Niveau d'études		
Primaire		
Secondaire	0,95***	$0,\!197$
Technique / Professionnel	1,0***	$0,\!190$
Supérieur	1,9***	$0,\!195$
Non documenté	2,2***	0,330
Rapport à la religion		
Pratiquant regulier		
Pratiquant occasionnel	-0,02	$0,\!189$
Appartenance sans pratique	-0,01	$0,\!175$
Ni croyance ni appartenance	-0,22	0,193
Rejet	-0,38	$0,\!286$
NSP ou NVPR	-0,08	0,411
Heures de télévision / jour	-0,12***	0,034

Les économistes pourraient préférer le package {modelsummary} à {gtsummary}. Ces deux packages ont un objectif similaire (la production de tableaux statistiques) mais abordent cet objectif avec des approches différentes. Il faut noter que

modelsummary::modelsummary() n'affiche pas les modalités de référence, ni les étiquettes de variable.

```
mod |> modelsummary::modelsummary(stars = TRUE)
```

La fonction modelsummary::modelplot() permet d'afficher un graphique des coefficients.



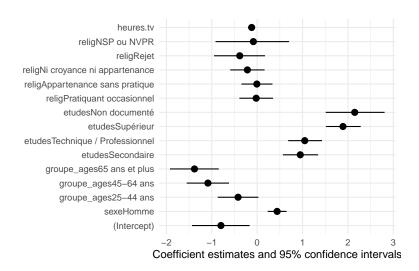


Figure 22.4: Facteurs associés à la pratique d'un sport avec modelplot()

ATTENTION: si l'on affiche les odds ratio avec exponentiate = TRUE, modelsummary::modelplot() conserve par défaut une échelle linéaire. On sera donc vigilant à appliquer ggplot2::scale_x_log10() manuellement pour utiliser une échelle logarithmique.

```
mod |>
  modelsummary::modelplot(exponentiate = TRUE) +
  ggplot2::scale_x_log10()
```

Table 22.5: Présentation des facteurs associés à la pratique d'un sport avec modelsummary()

	(1)
(Intercept)	-0.798*
	(0.324)
sexeHomme	0.440***
	(0.106)
groupe_ages25-44 ans	-0.420+
	(0.228)
groupe_ages45-64 ans	-1.085***
	(0.238)
groupe_ages65 ans et plus	-1.381***
	(0.274)
etudesSecondaire	0.951***
	(0.197)
etudesTechnique / Professionnel	1.049***
	(0.190)
etudesSupérieur	1.892***
	(0.195)
etudesNon documenté	2.150***
	(0.330)
religPratiquant occasionnel	-0.022
	(0.189)
religAppartenance sans pratique	-0.007
	(0.175)
religNi croyance ni appartenance	-0.215
	(0.193)
religRejet	-0.384
	(0.286)
religNSP ou NVPR	-0.084
	(0.411)
heures.tv	-0.121***
	(0.034)
Num.Obs.	1995
AIC	2236.2
BIC	2320.1
Log.Lik.	-1103.086
F	21.691
RMSE	0.43

⁺ p < 0.1, * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001

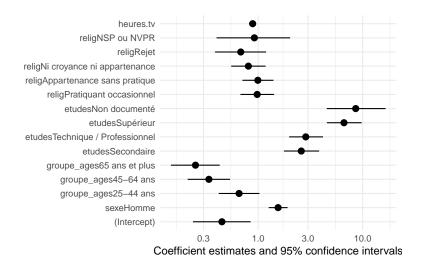


Figure 22.5: Odds Ratios associés à la pratique d'un sport avec modelplot()

22.7 Afficher toutes les comparaisons (pairwise contrasts)

Dans le tableau des résultats (Table 22.3), pour les variables catégorielles, il importe de bien garder en mémoire que chaque odds ratio doit se comparer à la valeur de référence. Ainsi, les odds ratios affichés pour chaque classe d'âges correspondent à une comparaison avec la classe d'âges de références, les 18-24 ans. La p-valeur associée nous indique quant à elle si cet odds ratio est significativement de 1, donc si cette classe d'âges données se comporte différemment de celle de référence.

Mais cela ne nous dit nullement si les 65 ans et plus diffèrent des 45-64 ans. Il est tout à fait possible de recalculer l'odds ratio correspondant en rapport les odds ratio à la référence : $OR_{65+/45-64} = OR_{65+/18-24}/OR_{45-64/18-24}.$

Le package {emmeans} et sa fonction emmeans::emmeans() permettent de recalculer toutes les combinaisons d'odds ratio (on parle alors de pairwise contrasts) ainsi que leur intervalle de confiance et la p-valeur correspondante.

On peut ajouter facilement³⁴ cela au tableau produit

³⁴ Cela nécessite néanmoins au minimum la version 1.11.0 du package {broom.helpers} et la version 1.6.3 de {gtsummary}.

avec gtsummary::tbl_regression() en ajoutant l'option add_pairwise_contrasts = TRUE.

```
mod |>
  tbl_regression(
    exponentiate = TRUE,
    add_pairwise_contrasts = TRUE
) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

De même, on peur visualiser les coefficients avec la même option dans ggstats::ggcoef_model()³⁵. On peut d'ailleurs choisir les variables concernées avec l'argument pairwise_variables.

³⁵ Cela nécessite néanmoins au minimum la version 1.11.0 du package {broom.helpers} et la version 0.2.0 de {ggstats}.

```
mod |>
  ggstats::ggcoef_model(
    exponentiate = TRUE,
    add_pairwise_contrasts = TRUE,
    pairwise_variables = c("groupe_ages", "etudes")
)
```

Table 22.6: Facteurs associés à la pratique d'un sport ($pairwise \ contrasts)$

Caractéristique	**OR**	**95% IC**	**p-valeur**
Sexe			_
Homme / Femme	1,55	$1,\!26-1,\!91$	< 0,001
Groupe d'âges			
(25-44 ans) / (18-24 ans)	0,66	$0,\!37-1,\!18$	0,3
(45-64 ans) / (18-24 ans)	0,34	$0,\!18-0,\!62$	< 0,001
(45-64 ans) / (25-44 ans)	0,51	$0,\!38-0,\!70$	< 0,001
65 ans et plus / (18-24 ans)	0,25	$0,\!12-0,\!51$	< 0,001
65 ans et plus / (25-44 ans)	0,38	$0,\!24-0,\!61$	< 0,001
65 ans et plus / (45-64 ans)	0,74	$0,\!47-1,\!17$	0,3
Niveau d'études			
Secondaire / Primaire	2,59	$1,\!51-4,\!43$	< 0,001
(Technique / Professionnel) / Primaire	2,86	1,70-4,79	< 0,001
(Technique / Professionnel) / Secondaire	1,10	0,74-1,64	>0,9
Supérieur / Primaire	6,63	3,89 - 11,3	< 0,001
Supérieur / Secondaire	2,56	1,69-3,88	< 0,001
Supérieur / (Technique / Professionnel)	2,32	$1,\!61-3,\!36$	< 0,001
Non documenté / Primaire	8,59	3,49-21,1	< 0,001
Non documenté / Secondaire	3,32	1,46 - 7,53	< 0,001
Non documenté / (Technique / Professionnel)	3,01	$1,\!38-6,\!56$	0,001
Non documenté / Supérieur	1,30	$0,\!58-2,\!90$	>0,9
Rapport à la religion			
Pratiquant occasionnel / Pratiquant regulier	0,98	$0,\!57-1,\!68$	>0,9
Appartenance sans pratique / Pratiquant regulier	0,99	0,60 - 1,63	>0,9
Appartenance sans pratique / Pratiquant occasionnel	1,02	0,68-1,52	>0,9
Ni croyance ni appartenance / Pratiquant regulier	0,81	0,47 - 1,40	0,9
Ni croyance ni appartenance / Pratiquant occasionnel	0,82	$0,\!52-1,\!31$	0,8
Ni croyance ni appartenance / Appartenance sans pratique	0,81	$0,\!54-1,\!21$	0,7
Rejet / Pratiquant regulier	0,68	$0,\!30-1,\!54$	0,8
Rejet / Pratiquant occasionnel	0,70	0,33 - 1,49	0,8
Rejet / Appartenance sans pratique	0,69	$0,\!33 - 1,\!41$	0,7
Rejet / Ni croyance ni appartenance	0,85	0,40 - 1,79	>0,9
NSP ou NVPR / Pratiquant regulier	0,92	$0,\!29-2,\!97$	>0,9
NSP ou NVPR / Pratiquant occasionnel	0,94	$0,\!30-2,\!92$	>0,9
NSP ou NVPR / Appartenance sans pratique	0,93	$0,\!30-2,\!82$	>0,9
NSP ou NVPR / Ni croyance ni appartenance	1,14	$0,\!37 - 3,\!55$	>0,9
NSP ou NVPR / Rejet	1,35	$0,\!37-4,\!88$	>0,9
Heures de télévision / jour	0,89	0.83 - 0.95	< 0,001

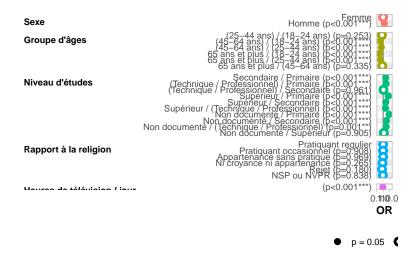


Figure 22.6: Facteurs associés à la pratique d'un sport (pairwise contrasts)

22.8 Identifier les variables ayant un effet significatif

Pour les variables catégorielles à trois modalités ou plus, les p-values associées aux *odds ratios* nous indique si un *odd ratio* est significativement différent de 1, par rapport à la modalité de référence. Mais cela n'indique pas si globalement une variable a un effet significatif sur le modèle. Pour tester l'effet global d'une variable, on peut avoir recours à la fonction car::Anova(). Cette dernière va tour à tour supprimer chaque variable du modèle et réaliser une analyse de variance (ANOVA) pour voir si la variance change significativement.

```
groupe_ages 52.803 3 2.020e-11 ***
etudes 123.826 4 < 2.2e-16 ***
relig 4.232 5 0.5165401
heures.tv 13.438 1 0.0002465 ***
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 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.

Si l'on a recours à gtsummary::tbl_regression(), on peut facilement ajouter les p-valeurs globales avec gtsummary::add_global_p()³⁶.

```
mod |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  bold_labels() |>
  add_global_p()
```

³⁶ Si l'on veut conserver les p-values individuelles associées à chaque *odds ratio*, on ajoutera l'option keep = TRUE.

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Note

Concernant le test réalisé dans le cadre d'une Anova, il existe trois tests différents que l'on présente comme le type 1, le type 2 et le type 3 (ou I, II et III). Pour une explication sur ces différents types, on pourra se référer (en anglais) à https://mcfromnz.wordpress.com/2011/03/02/anova-type-iiiiii-ss-explained/ ou encore http://md.psych.bio.uni-goettingen.de/mv/unit/lm_cat/lm_cat_unbal_ss_explained.html.

Le type I n'est pas recommandé dans le cas présent car il dépend de l'ordre dans lequel les différentes variables sont testées

Lorsqu'il n'y a pas d'interaction dans un modèle, le type II serait à privilégier car plus puissant (nous aborderons les

Table 22.7: Ajout des p-valeurs globales

Caractéristique	**OR**	**95% IC**	**p-valeur**
Sexe			< 0,001
Femme			
Homme	1,55	$1,\!26-1,\!91$	
Groupe d'âges			< 0,001
18-24 ans	_	_	
25-44 ans	0,66	$0,\!42-1,\!03$	
45-64 ans	0,34	$0,\!21-0,\!54$	
65 ans et plus	0,25	$0,\!15-0,\!43$	
Niveau d'études			< 0,001
Primaire	_	_	
Secondaire	2,59	1,77 - 3,83	
Technique / Professionnel	2,86	1,98-4,17	
Supérieur	6,63	4,55-9,80	
Non documenté	8,59	4,53 - 16,6	
Rapport à la religion			0,5
Pratiquant regulier	_	_	
Pratiquant occasionnel	0,98	0,68-1,42	
Appartenance sans pratique	0,99	0,71-1,40	
Ni croyance ni appartenance	0,81	$0,\!55-1,\!18$	
Rejet	0,68	$0,\!39-1,\!19$	
NSP ou NVPR	0,92	$0,\!40-2,\!02$	
Heures de télévision / jour	0,89	0.83 - 0.95	< 0,001

interactions dans un prochain chapitre, cf. Chapitre 25). En présence d'interactions, il est conseillé d'avoir plutôt recours au type III. Cependant, en toute rigueur, pour utiliser le type III, il faut que les variables catégorielles soient codées en utilisant un contrastes dont la somme est nulle (un contrast de type somme ou polynomial). Or, par défaut, les variables catégorielles sont codées avec un contraste de type traitement (nous aborderons les différents types de contrastes plus tard, cf. Chapitre 24).

Par défaut, car::Anova() utilise le type II et gtsummary::add_global_p() le type III. Dans les deux cas, il est possible de préciser le type de test avec type = "II" ou type = "III".

Dans le cas de notre exemple, un modèle simple sans interaction, le type de test ne change pas les résultats.

22.9 Sélection pas à pas d'un meilleur modèle

Il est toujours tentant lorsque l'on recherche les facteurs associés à un phénomène d'inclure un nombre important de variables explicatives potentielles dans son modèle 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.

Pour une présentation didactique du cadre théorique de la sélection de modèle, vous pouvez consulter en ligne le cours de L. Rouvière sur la sélection/validation de modèles.

La technique de sélection descendante pas à pas est une approche visant à améliorer son modèle explicatif³⁷. 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

³⁷ Il existe également des méthodes de *sélection ascendante pas à pas*, mais nous les aborderons pas ici.

peut encore améliorer le modèle et ainsi de suite. Lorsque le modèle ne peut plus être amélioré 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. Il s'agit d'un compromis entre le nombre de degrés de liberté (e.g. le nombre de coefficients dans le modèle) que l'on cherche à minimiser et la variance expliquée que l'on cherche à maximiser.

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.

```
mod2 <- step(mod)</pre>
Start: AIC=2236.17
sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig + heures.tv
              Df Deviance
                              AIC
               5
                    2210.4 2230.4
- relig
                    2206.2 2236.2
<none>
- heures.tv
               1
                    2219.6 2247.6
               1
                    2223.5 2251.5
- sexe
               3
                    2259.0 2283.0
- groupe_ages
               4
- etudes
                    2330.0 2352.0
Step: AIC=2230.4
sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv
              Df Deviance
                              AIC
                    2210.4 2230.4
<none>
                   2224.0 2242.0
- heures.tv
               1
               1
                   2226.4 2244.4
- sexe
               3
                    2260.6 2274.6
- groupe ages
```

Le modèle initial a un AIC de 2236,2. À la première étape, il

2334.3 2346.3

4

- etudes

apparait que la suppression de la variable religion permet diminuer l'AIC à 2210,4. 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().

```
AIC(mod)
```

[1] 2236.173

AIC(mod2)

[1] 2230.404

On peut effectuer une analyse de variance ou ANOVA pour comparer les deux modèles avec la fonction anova().

```
anova(mod, mod2, test = "Chisq")
```

Analysis of Deviance Table

```
Model 1: sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig + heures.tv
Model 2: sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + 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 (p=0,52). Autrement dit, notre second modèle explique tout autant de variance que notre premier modèle, tout en étant plus parcimonieux.



Une alternative à la fonction stats::step() est la fonction MASS::stepAIC() du package {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 stats::step() ne soit pas disponible, mais que MASS::stepAIC() puisse être utilisée à la place. library(MASS) Attachement du package : 'MASS' L'objet suivant est masqué depuis 'package:gtsummary': select L'objet suivant est masqué depuis 'package:dplyr': select mod2bis <- stepAIC(mod)</pre> Start: AIC=2236.17 sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig + heures.tv Df Deviance ATC 5 2210.4 2230.4 - relig <none> 2206.2 2236.2 - heures.tv 1 2219.6 2247.6 1 2223.5 2251.5 - sexe - groupe_ages 3 2259.0 2283.0 - etudes 2330.0 2352.0 Step: AIC=2230.4 sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv Df Deviance AIC 2210.4 2230.4 <none> - heures.tv 1 2224.0 2242.0 - sexe 1 2226.4 2244.4 - groupe_ages 3 2260.6 2274.6

4 2334.3 2346.3

- etudes

Un critère similaire à l'AIC est le critère BIC (Bayesian Information Criterion) appelé aussi SBC (Schwarz information criterion). Il s'obtient avec stats::step() en ajoutant l'argument k = log(n) où n est le nombre d'observations inclues dans le modèle que l'on peut obtenir avec nrow(model.matrix(reg)) (pour tenir compte des éventuelles observations manquantes retirées des données pour le calcul du modèle).

```
mod2_bic <- step(mod, k = log(nrow(model.matrix(mod))))</pre>
Start: AIC=2320.15
sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig + heures.tv
              Df Deviance
                             AIC
- relig
              5 2210.4 2286.4
<none>
                   2206.2 2320.2
- heures.tv
            1 2219.6 2326.0
- sexe
               1 2223.5 2329.9
- groupe_ages 3 2259.0 2350.2
- etudes
               4 2330.0 2413.6
Step: AIC=2286.39
sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv
              Df Deviance
                             ATC
                   2210.4 2286.4
<none>
              1 2224.0 2292.4
- heures.tv
               1 2226.4 2294.8
- sexe
- groupe_ages 3 2260.6 2313.8
- etudes
                  2334.3 2379.8
Il existe plusieurs indicateurs de performance ou
qualité d'un modèle. Pour les calculer/afficher, on
pourra avoir recours à broom::glance() ou encore à
performance::model_performance().
  mod |> broom::glance()
# A tibble: 1 x 8
```

```
AIC
                                                                                                                        BIC deviance df.residual nobs
      null.deviance df.null logLik
                                                       <int> <dbl> <dbl> <dbl>
                               <dbl>
                                                                                                                                              <dbl>
                                                                                                                                                                                    <int> <int>
                              2609.
                                                          1994 -1103. 2236. 2320.
                                                                                                                                              2206.
                                                                                                                                                                                      1980 1995
       mod |> performance::model_performance()
# Indices of model performance
                                                                                   BIC | Tjur's R2 | RMSE | Sigma | Log_loss | Score_log | Score_spl
AIC
                                              AICc |
2236.173 | 2236.415 | 2320.149 |
                                                                                                                  0.190 | 0.432 | 1.000 |
                                                                                                                                                                                                  0.553 |
                                                                                                                                                                                                                                              -Inf |
                                                                                                                                                                                                                                                                                       5.0
Le fonction performance::compare_performance() per-
met de comparer rapidement plusieurs modèles.
       performance::compare_performance(mod, mod2, mod2_bic)
Some of the nested models seem to be identical
# Comparison of Model Performance Indices
                            | Model | AIC (weights) | AICc (weights) | BIC (weights) | Tjur's R2 | RMSE | Signature | 
Name
                                       glm | 2236.2 (0.027) | 2236.4 (0.026) | 2320.1 (<.001) |
                                                                                                                                                                                                                                    0.190 | 0.432 | 1.0
                            glm | 2230.4 (0.486) | 2230.5 (0.487) | 2286.4 (0.500) |
                                                                                                                                                                                                                                     0.188 | 0.433 | 1.0
                                       glm | 2230.4 (0.486) | 2230.5 (0.487) | 2286.4 (0.500) |
                                                                                                                                                                                                                                     0.188 | 0.433 | 1.0
mod2_bic |
```

On peut facilement comparer visuellement deux modèles avec ggstats::ggcoef_compare() de {ggstats}.

```
library(ggstats)
ggcoef_compare(
  list("modèle complet" = mod, "modèle réduit" = mod2),
  exponentiate = TRUE
)
```

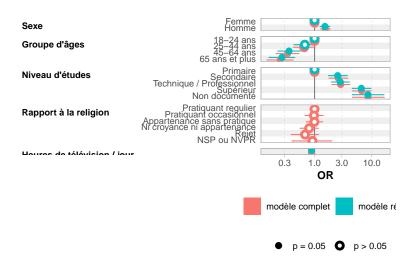


Figure 22.7: Comparaison visuelle des deux modèles (dodge)

```
ggcoef_compare(
  list("modèle complet" = mod, "modèle réduit" = mod2),
  type = "faceted",
  exponentiate = TRUE
)
```

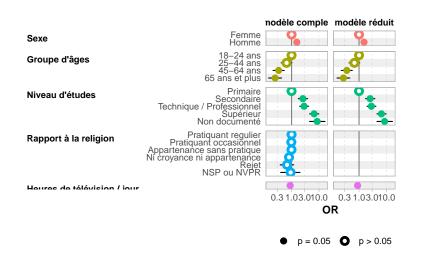


Figure 22.8: Comparaison visuelle des deux modèles (faceted)

Table 22.8: Modèle obtenu après réduction du nombre de variables

Caractéristique	**OR**	**95% IC**	**p-valeur**
Sexe			
Femme	_	_	
Homme	1,52	$1,\!24-1,\!87$	< 0,001
Groupe d'âges			
18-24 ans	_	_	
25-44 ans	0,68	$0,\!43 - 1,\!06$	0,084
45-64 ans	0,36	$0,\!23-0,\!57$	< 0,001
65 ans et plus	0,27	$0,\!16-0,\!46$	< 0,001
Niveau d'études			
Primaire	_	_	
Secondaire	2,54	1,73 - 3,75	< 0,001
Technique / Professionnel	2,81	1,95-4,10	< 0,001
Supérieur	6,55	4,50 - 9,66	< 0,001
Non documenté	8,54	4,51-16,5	< 0,001
Heures de télévision / jour	0,89	0,83-0,95	< 0,001

Si l'on souhaite afficher l'AIC (ainsi que d'autres statistiques globales du modèle) en note du tableau des coefficients, on pourra utiliser gtsummary::add_glance_source_note().

```
mod2 |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  bold_labels() |>
  add_glance_source_note()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

A Sélection pas à pas et valeurs manquantes

Si certaines de nos variables explications contiennent des valeurs manquantes NA, cela peut entraîner des erreurs au moment d'avoir recours à step(), car le nombre d'observations dans le modèle va changer si on retire du modèle une variable explicative avec des valeurs manquantes.

Prenons un exemple, en ajoutant des valeurs manquantes à la variable relig (pour cela nous allons recoder les refus et les ne sait pas en NA).

```
d$relig_na <-
  d$relig |>
  fct_recode(
    NULL = "Rejet",
    NULL = "NSP ou NVPR"
)

mod_na <- glm(
  sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig_na + heures.tv,
  family = binomial,
  data = d
)</pre>
```

Au moment d'exécuter step() nous obtenons l'erreur mentionnée précédemment.

```
step(mod_na)
Start: AIC=2077.34
sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig_na + heures.tv
             Df Deviance
                           AIC
              3 2053.8 2073.8
- relig_na
<none>
                  2051.3 2077.3
- heures.tv
            1 2064.7 2088.7
- sexe
              1 2068.1 2092.1
- groupe_ages 3 2098.8 2118.8
- etudes
              4 2173.5 2191.5
```

Error in step(mod_na): le nombre de lignes utilisées a changé : supprimer les valeurs manqua

Pas d'inquiétude ! Il y a moyen de s'en sortir en adoptant la stratégie suivante :

- 1. créer une copie du jeu de données avec uniquement des observations sans valeur manquante pour nos variables explicatives ;
- 2. calculer notre modèle complet à partir de ce jeu de données ;
- 3. appliquer step();
- 4. recalculer le modèle réduit en repartant du jeu de données complet.

Première étape, ne garder que les observations complètes à l'aide de tidyr::drop_na(), en lui indiquant la liste des variables dans lesquelles vérifier la présence ou non de NA.

```
d_complet <- d |>
  drop_na(sexe, groupe_ages, etudes, relig_na, heures.tv)
```

Deuxième étape, calculons le modèle complet avec ce jeu données.

```
mod_na_alt <- glm(
  sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig_na + heures.tv,
  family = binomial,
  data = d_complet
)</pre>
```

Le modèle mod_na_alt est tout à fait identique au modèle mod_na, car glm() supprime de lui-même les valeurs manquantes quand elles existent. Nous pouvons maintenant utiliser step().

```
<none>
                   2051.3 2077.3
                   2064.7 2088.7
- heures.tv
- sexe
                   2068.1 2092.1
               3
                   2098.8 2118.8
- groupe_ages
- etudes
                   2173.5 2191.5
Step: AIC=2073.8
sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv
              Df Deviance
                             AIC
<none>
                   2053.8 2073.8
- heures.tv
                   2067.0 2085.0
- sexe
               1
                   2069.8 2087.8
- groupe_ages 3
                   2099.5 2113.5
- etudes
                   2176.7 2188.7
```

Cela s'exécute sans problème car tous les sous-modèles sont calculés à partir de d_complet et donc ont bien le même nombre d'observations. Cependant, dans notre modèle réduit, on a retiré 137 observations en raison d'une valeur manquante sur la variable $relig_na$, variable qui n'est plus présente dans notre modèle réduit. Il serait donc pertinent de réintégrer ces observations.

Nous allons donc recalculer le modèle réduit mais à partir de d. Inutile de recopier à la main la formule du modèle réduit, car nous pouvons l'obtenir directement avec mod na reduit\$formula.

```
mod_na_reduit2 <- glm(
  mod_na_reduit$formula,
  family = binomial,
  data = d
)</pre>
```

Attention: mod_na_reduit et mod_na_reduit2 ne sont pas identiques puisque le second a été calculé sur un plus grand nombre d'observations, ce qui change très légèrement les valeurs des coefficients.

Pour automatiser l'ensemble de ce processus, on peut copier/coller le code de la fonction générique suivante :

```
step_with_na <- function(model, ...) {</pre>
    # refit the model without NAs
    model_no_na <- update(model, data = model.frame(model))</pre>
     # apply step()
    model_simplified <- step(model_no_na, ...)</pre>
    # recompute simplified model using full data
    update(model, formula = terms(model_simplified))
Elle réalise l'ensemble des opérations décrites plus haut en
profitant de la flexibilité offerte par la fonction update().
Attention: il s'agit d'une fonction expérimentale et elle
n'est peut-être pas compatible avec tous les types de mo-
dèles. Elle a été testée avec les modèles lm(), glm() et
nnet::multinom().
  mod_na_reduit_direct <- step_with_na(mod_na, trace = 0)</pre>
Le résultat obtenu est strictement identique.
  anova(mod na reduit2, mod na reduit direct)
Analysis of Deviance Table
Model 1: sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv
Model 2: sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv
  Resid. Df Resid. Dev Df Deviance
1
       1985
                 2210.4
                 2210.4 0
2
       1985
                                    0
```

• Forcer certaines variables dans le modèle réduit

Même si l'on a recourt à step(), on peut vouloir forcer la présence de certaines variables dans le modèle, même si leur suppression minimiserait l'AIC, en général parce que l'on a des hypothèses spécifiques pour ces variables et que l'on peut avoir intérêt à montrer qu'elles n'ont pas d'effet dans le modèle multivarié.

Prenons un exemple:

```
autre_modele <- glm(</pre>
    sport ~ sexe + relig + heures.tv + cinema + lecture.bd,
    family = binomial,
    data = d
  step(autre_modele)
Start: AIC=2350.99
sport ~ sexe + relig + heures.tv + cinema + lecture.bd
            Df Deviance
                          AIC
             5 2333.5 2343.5
- relig
- lecture.bd 1 2332.6 2350.6
<none>
                2331.0 2351.0
            1 2352.4 2370.4
- sexe
- heures.tv 1 2364.1 2382.1
- cinema
            1 2516.7 2534.7
Step: AIC=2343.52
sport ~ sexe + heures.tv + cinema + lecture.bd
            Df Deviance
                          AIC
- lecture.bd 1 2335.1 2343.1
<none>
                2333.5 2343.5
            1 2355.9 2363.9
- sexe
- heures.tv 1 2367.2 2375.2
         1 2522.3 2530.3
- cinema
Step: AIC=2343.1
sport ~ sexe + heures.tv + cinema
           Df Deviance
                       AIC
<none>
                2335.1 2343.1
- sexe
           1 2357.1 2363.1
- heures.tv 1 2369.3 2375.3
          1 2526.2 2532.2
- cinema
Call: glm(formula = sport ~ sexe + heures.tv + cinema, family = binomial,
```

```
data = d
Coefficients:
(Intercept)
               sexeHomme
                                          cinema0ui
                             heures.tv
    -1.0296
                  0.4708
                               -0.1807
                                             1.3658
Degrees of Freedom: 1994 Total (i.e. Null); 1991 Residual
  (5 observations effacées parce que manquantes)
Null Deviance:
                    2609
Residual Deviance: 2335
                             AIC: 2343
Ici, deux variables sont retirées du modèle par step():
relig et lecture.bd. Nous souhaiterions néanmoins que lec-
ture.bd ne soit jamais retirée. Nous allons donc indiquer
à step() un modèle minimum, via l'élément lower passé
dans une liste nommée à l'argument scopes
  step(
    autre_modele,
    scope = list(lower = ~ lecture.bd)
Start: AIC=2350.99
sport ~ sexe + relig + heures.tv + cinema + lecture.bd
            Df Deviance
                            AIC
- relig
             5 2333.5 2343.5
                 2331.0 2351.0
<none>
- sexe
             1 2352.4 2370.4
                 2364.1 2382.1
- heures.tv 1
- cinema
                 2516.7 2534.7
             1
Step: AIC=2343.52
sport ~ sexe + heures.tv + cinema + lecture.bd
            Df Deviance
                            AIC
                 2333.5 2343.5
<none>
- sexe
             1 2355.9 2363.9
- heures.tv 1
                2367.2 2375.2
- cinema
             1
                 2522.3 2530.3
```

```
Call: glm(formula = sport ~ sexe + heures.tv + cinema + lecture.bd,
    family = binomial, data = d)
Coefficients:
  (Intercept)
                                                  cinemaOui lecture.bdOui
                   sexeHomme
                                  heures.tv
      -1.0418
                      0.4766
                                    -0.1795
                                                     1.3598
                                                                    0.4017
Degrees of Freedom: 1994 Total (i.e. Null); 1990 Residual
  (5 observations effacées parce que manquantes)
Null Deviance:
                    2609
Residual Deviance: 2334
                            AIC: 2344
```

22.10 Régressions logistiques univariées

Les usages varient selon les disciplines et les revues scientifiques, mais il n'est pas rare de présenter, avant le modèle logistique multivarié, une succession de modèles logistiques univariés (i.e. avec une seule variable explicative à la fois) afin de présenter les *odds ratios* et leur intervalle de confiance et p-valeur associés avant l'ajustement multiniveau.

Afin d'éviter le code fastidieux consistant à réaliser chaque modèle un par un (par exemple glm(sport ~ sexe, family = binomial, data = d)) puis à en fusionner les résultats, on pourra tirer partie de gtsummary::tbl_uvregression() qui permet de réaliser toutes ces régressions individuelles en une fois et de les présenter dans un tableau synthétique.

```
d |>
  tbl_uvregression(
    y = sport,
    include = c(sexe, groupe_ages, etudes, relig, heures.tv),
    method = glm,
    method.args = list(family = binomial),
    exponentiate = TRUE
) |>
  bold_labels()
```

Table 22.9: Régressions logistiques univariées

Caractéristique	**N**	**OR**	**95% IC**	**p-valeur**
Sexe	2 000			
Femme		_		
Homme		1,47	$1,\!22-1,\!77$	< 0,001
Rapport à la religion	2 000			
Pratiquant regulier				
Pratiquant occasionnel		1,08	0,78 - 1,50	0,6
Appartenance sans pratique		1,31	0,98-1,78	0,071
Ni croyance ni appartenance		1,45	1,05-2,02	0,026
Rejet		1,19	0,72-1,95	0,5
NSP ou NVPR		0,93	0,44 - 1,88	0,8
Heures de télévision / jour	1 995	0,79	0,74-0,84	< 0,001
Groupe d'âges	2 000			
18-24 ans			_	
25-44 ans		0,51	$0,\!35-0,\!71$	< 0,001
45-64 ans		0,20	$0,\!14-0,\!28$	< 0,001
65 ans et plus		0,10	$0,\!07-0,\!15$	< 0,001
Niveau d'études	2 000			
Primaire				
Secondaire		3,61	2,52-5,23	< 0,001
Technique / Professionnel		4,75	3,42-6,72	< 0,001
Supérieur		11,4	8,11 - 16,3	< 0,001
Non documenté		26,2	15,7-44,9	< 0,001

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

22.11 Présenter l'ensemble des résultats dans un même tableau

La fonction gtsummary::tbl_merge() permet de fusionner plusieurs tableaux (en tenant compte du nom des variables) et donc de présenter les différents résultats de l'analyse descriptive, univariée et multivariée dans un seul et même tableau.

```
tbl desc <-
  d |>
  tbl summary(
    by = sport,
    include = c(sexe, groupe_ages, etudes, relig, heures.tv),
    statistic = all_categorical() ~ "\{p\}\% (\{n\}/\{N\})",
    percent = "row",
    digits = all_categorical() ~ c(1, 0, 0)
  ) |>
  modify_column_hide("stat_1") |>
  modify_header("stat_2" ~ "**Pratique d'un sport**")
tbl_uni <-
  d |>
  tbl_uvregression(
    y = sport,
    include = c(sexe, groupe_ages, etudes, relig, heures.tv),
    method = glm,
    method.args = list(family = binomial),
    exponentiate = TRUE
  ) |>
  modify_column_hide("stat_n")
tbl_multi <-
  mod2 |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE)
list(tbl_desc, tbl_uni, tbl_multi) |>
  tbl_merge(
    tab_spanner = c(
      NA,
      "**Régressions univariées**",
      "**Régression multivariée**"
    )
  ) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 22.10: tableau synthétique de l'analyse

Caractéristique	**Pratique d'un sport**	**OR**	**95% IC**	**p-valeur**	**OR**
Sexe					
Femme	32,2% (354/1 101)	_			_
Homme	41,0% (369/899)	1,47	$1,\!22-1,\!77$	< 0,001	1,52
Groupe d'âges					
18-24 ans	65,7% (111/169)				
25-44 ans	$49,2\% \ (347/706)$	0,51	$0,\!35-0,\!71$	< 0,001	0,68
45-64 ans	$27,4\% \ (204/745)$	0,20	$0,\!14-0,\!28$	< 0,001	0,36
65 ans et plus	16,1% (61/380)	0,10	$0,\!07-0,\!15$	< 0,001	0,27
Niveau d'études					
Primaire	10,7% (50/466)				
Secondaire	30,2% (117/387)	3,61	$2,\!52-5,\!23$	< 0,001	2,54
Technique / Professionnel	36,4% (216/594)	4,75	$3,\!42-6,\!72$	< 0,001	2,81
Supérieur	57,8% (255/441)	11,4	8,11-16,3	< 0,001	6,55
Non documenté	75,9% (85/112)	26,2	15,7-44,9	< 0,001	8,54
Rapport à la religion					
Pratiquant regulier	31,6% (84/266)	_	_		
Pratiquant occasionnel	33,3% (147/442)	1,08	0,78 - 1,50	0,6	
Appartenance sans pratique	37,8% (287/760)	1,31	0,98-1,78	0,071	
Ni croyance ni appartenance	40,1% (160/399)	1,45	1,05-2,02	0,026	
Rejet	35,5% (33/93)	1,19	0,72-1,95	0,5	
NSP ou NVPR	30,0% (12/40)	0,93	0,44 - 1,88	0,8	
Heures de télévision / jour	$2,00 \ (1,00-3,00)$	0,79	0,74-0,84	< 0,001	0,89
Manquant	3				

Pour visualiser chaque étape du code, vous pouvez consulter le diaporama suivant : https://larmarange.github.io/guide-R/analyses/ressources/flipbook-regression-logistique.html

22.12 webin-R

La régression logistique est présentée sur YouTube dans le webin-R #06 (régression logistique (partie 1) et le le webin-R #07 (régression logistique (partie 2).

https://youtu.be/-bdMv2aAqUY

https://youtu.be/BUo9i7XTLYQ

23 Prédictions marginales, contrastes marginaux & effets marginaux

Avertissement

chapitre nécessite version récente {broom.helpers} (version 1.12.0), de {gtsummary} 1.6.3), de {ggstats} (version 0.2.1) et de {marginaleffects} (version 0.10.0).

Les coefficients d'une régression multivariée ne sont pas toujours facile à interpréter car ils ne sont pas forcément exprimés dans la même dimension que la variable d'intérêt. C'est notamment le cas pour une régression logistique binaire (cf. Chapitre 22). Comment traduire la valeur d'un odds ratio en écart de probabilité?

Dans certaines disciplines, notamment en économétrie, on préfère souvent présenter les effets marginaux qui tentent de traduire les résultats du modèle dans la dimension de la variable d'intérêt. Plusieurs approches existent et l'on trouve dans la littérature des expressions telles que effets marginaux, effets statistiques, moyennes marginales, pentes marginales, effets marginaux à la moyenne, et autres expressions similaires.

Différents auteurs peuvent utiliser la même expression pour désigner des indicateurs différents, ou bien des manières différentes de les calculer.

Note

Si vous n'êtes pas familier des estimations marginales et souhaitez aller à l'essentiel, vous pouvez, en première lecture, vous concentrer sur les prédications marginales moyennes et les contrastes marginaux moyens, avant d'explorer les autres variantes.

23.1 Terminologie

Dans ce guide, nous avons décidé d'adopter une terminologie consistante avec celle du package {broom.helpers}, elle même basée sur celle du package {marginaleffects}, dont la première version a été publié en septembre 2021, et avec le billet d'Andrew Heiss intitulé *Marginalia* et publié en mai 2022.

Lorsque l'on utilise un modèle ajusté pour prédire l'outcome selon certaines combinaisons de valeurs des régresseurs / variables explicatives, par exemple leurs valeurs observées ou leur moyenne, on obtient des **prédictions ajustées**. Lorsque ces dernières sont moyennées selon un régresseur spécifique, nous parlerons alors de **prédictions marginales**.

Les **contrastes marginaux** correspondent au calcul d'une différence entre des prédictions marginales, que ce soit pour une variable catégorielle (e.g. différence entre deux modalités) ou pour une variable continue (différence observée au niveau de l'outcome pour un certain changement du prédicteur).

Les **pentes marginales** ou **effets marginaux** sont définis, pour des variables continues, comme la dérivée partielle (*slope*) de l'équation de régression pour certains valeurs de la variable explicative. Dit autrement, un effet marginal correspond à la pente locale de la fonction de régression pour certaines valeurs choisies d'un prédicteur continue. De manière pratique, les effets marginaux sont similaires aux contrastes marginaux.

L'ensemble de ces indicateurs marginaux se calculent pour certaines valeurs typiques des variables explicatives, avec plusieurs approches possibles pour définir des valeurs typiques : moyenne / mode, valeurs observées, valeurs personnalisées...

Nous présenterons ces différents concepts plus en détail dans la suite de ce chapitre.

Plusieurs packages proposent des fonctions pour le calcul d'estimations marginales, {marginaleffects}, {emmeans}, {margins}, {effects}, ou encore {ggeffects}, chacun avec des approches et un vocabulaire légèrement différent.

Le package {broom.helpers} fournit plusieurs tidiers qui permettent d'appeler les fonctions de ces autres packages et de renvoyer un tableau de données compatible avec la fonction broom.helpers::tidy_plus_plus() et dès lors de pouvoir générer un tableau mis en forme avec gtsummary::tbl_regression() ou un graphique avec ggstats::ggcoef_model().

23.2 Données d'illustration

Pour illustrer ce chapitre, nous allons reprendre le modèle réduit utilisé dans le chapitre sur la régression logistique binaire (cf. Chapitre 22).

```
library(tidyverse)
library(labelled)
library(gtsummary)
theme_gtsummary_language(
    "fr",
    decimal.mark = ",",
    big.mark = " "
)

data(hdv2003, package = "questionr")

d <-
    hdv2003 |>
    mutate(
    sexe = sexe |> fct_relevel("Femme"),
    groupe_ages = age |>
    cut(
    c(18, 25, 45, 65, 99),
```

```
right = FALSE,
        include.lowest = TRUE,
        labels = c("18-24 \text{ ans}", "25-44 \text{ ans}",
                   "45-64 ans", "65 ans et plus")
      ),
    etudes = nivetud |>
      fct recode(
        "Primaire" = "N'a jamais fait d'etudes",
        "Primaire" = "A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires",
        "Primaire" = "Derniere annee d'etudes primaires",
        "Secondaire" = "1er cycle",
        "Secondaire" = "2eme cycle",
        "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel court",
        "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel long",
        "Supérieur" = "Enseignement superieur y compris technique superieur"
    fct_na_value_to_level("Non documenté")
  ) |>
  set_variable_labels(
    sport = "Pratique un sport ?",
    sexe = "Sexe",
    groupe_ages = "Groupe d'âges",
    etudes = "Niveau d'études",
    heures.tv = "Heures de télévision / jour"
  )
mod <- glm(
  sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv,
  family = binomial,
  data = d
)
mod |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.1: Odds Ratios du modèle logistique

Caractéristique	OR	95% IC	p-valeur
Sexe			
Femme	—	_	
Homme	$1,\!52$	$1,\!24-1,\!87$	< 0,001
Groupe d'âges			
18-24 ans			
25-44 ans	0,68	$0,\!43 - 1,\!06$	0,084
45-64 ans	$0,\!36$	$0,\!23-0,\!57$	< 0,001
65 ans et plus	$0,\!27$	$0,\!16-0,\!46$	< 0,001
Niveau d'études			
Primaire		_	
Secondaire	$2,\!54$	1,73 - 3,75	< 0,001
Technique / Professionnel	2,81	1,95-4,10	< 0,001
Supérieur	$6,\!55$	4,50 - 9,66	< 0,001
Non documenté	8,54	4,51 - 16,5	< 0,001
Heures de télévision / jour	0,89	$0,\!83-0,\!95$	< 0,001

Il faut se rappeler que pour calculer le modèle, les observations ayant au moins une valeur manquante ont été exclues. Le modèle n'a donc pas été calculé sur 2000 observations (nombre de lignes de hdv2003) mais sur 1995. On peut obtenir le tableau de données du modèle (model frame), qui ne contient que les variables et les observations utilisées, avec broom.helpers::model_get_model_frame().

```
mf <- mod %>%
  broom.helpers::model_get_model_frame()
nrow(mf)
```

[1] 1995

```
colnames(mf)
```

[1] "sport" "sexe" "groupe_ages" "etudes" "heures.tv"

23.3 Prédictions marginales

23.3.1 Prédictions marginales moyennes

Pour illustrer et mieux comprendre ce que représente la différence entre les femmes et les hommes, nous allons effectuer des prédictions avec notre modèle en ne faisant varier que la variable *sexe*.

Une première approche consiste à dupliquer nos données observées et à supposer que tous les individus sont des femmes, puis à supposer que tous les individus sont des hommes.

```
mf_femmes <- mf |> mutate(sexe = "Femme")
mf_hommes <- mf |> mutate(sexe = "Homme")
```

Nos deux jeux de données sont donc identiques pour toutes les autres variables et ne varient que pour le *sexe*. Nous pouvons maintenant prédire, à partir de notre modèle ajusté, la probabilité de faire du sport de chacun des individus de ces deux nouveaux jeux de données, puis à en calculer la moyenne.

```
mod |> predict(type = "response", newdata = mf_femmes) |> mean()
[1] 0.324814

mod |> predict(type = "response", newdata = mf_hommes) |> mean()
```

Nous obtenons ainsi des **prédictions marginales moyennes**, average marginal predictions en anglais, de respectivement 32% et 40% pour les femmes et pour les hommes.

[1] 0.4036624

Le même résultat, avec en plus un intervalle de confiance, peut s'obtenir avec marginaleffects::predictions().

```
library(marginaleffects)
mod |>
 predictions(variables = "sexe", by = "sexe", type = "response")
```

```
sexe Estimate Std. Error
                             z Pr(>|z|)
                                             S 2.5 % 97.5 %
Femme
         0.325
                   0.0130 25.0
                                  < 0.001 456.7 0.299 0.350
Homme
         0.404
                   0.0147 27.5
                                 < 0.001 549.0 0.375 0.432
```

Columns: sexe, estimate, std.error, statistic, p.value, s.value, conf.low, conf.high

Pour une variable continue, on peut procéder de la même manière en générant des prédictions marginales pour certaines valeurs de la variable. Par défaut, marginaleffects::predictions() réalise des prédictions selon les 5 nombres de Tukey (Tukey's five numbers, à savoir minimum, premier quartile, médiane, troisième quartile et maximum).

```
mod |>
  predictions(variables = "heures.tv", by = "heures.tv", type = "response")
```

```
z Pr(>|z|)
                                                S 2.5 % 97.5 %
heures.tv Estimate Std. Error
            0.410
                                      <0.001 419.0 0.3764 0.443
       0
                     0.01711 23.96
        1
            0.386
                     0.01220 31.64
                                      <0.001 727.2 0.3621 0.410
        2
            0.363
                     0.00991 36.58
                                      <0.001 970.7 0.3432 0.382
       3
            0.340
                     0.01145 29.66
                                      < 0.001 639.9 0.3173 0.362
       12
                     0.04220 3.99
                                      <0.001 13.9 0.0855 0.251
            0.168
```

Columns: heures.tv, estimate, std.error, statistic, p.value, s.value, conf.low, conf.high

Le package {broom.helpers} fournit la fonction broom.helpers::tidy marginal predictions() qui génèrent les prédictions marginales de chaque variable³⁸ avec marginaleffects::predictions() et renvoie les résultat dans un format directement utilisable avec gtsummary::tbl_regression().

fonction broom.helpers::tidy_marginal_predictions() peut également gérer des combinaisons de variables ou interactions, voir Chapitre 25).

Note

Il est à noter que broom.helpers::tidy_marginal_predictions() renvoie des p-valeurs qui, par défaut, teste si les valeurs prédites sont différentes de 0 (sur l'échelle de la fonction de lien, donc différentes de 50% dans le cas d'une régression logistique). Ce type de tests n'est pas vraiment pertinent dans le cas présent. On peut facilement masquer la colonne des p-valeurs avec modify_column_hide("p.value").

```
mod |>
  tbl_regression(
    tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_predictions,
    type = "response",
    estimate_fun = scales::label_percent(accuracy = 0.1)
) |>
  bold_labels() |>
  modify_column_hide("p.value")
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.2: Prédictions marginales moyennes

	Prédictions	
Caractéristique	Marginales Moyennes	95% IC
Sexe		
Femme	32.5%	29.9% -
		35.0%
Homme	40.4%	37.5% –
		43.2%
Groupe d'âges		
25-44 ans	42.7%	39.3% –
		46.2%
18-24 ans	51.2%	42.2% –
		60.1%

	Prédictions	
Caractéristique	Marginales Moyennes	95% IC
45-64 ans	29.9%	26.6% -
		33.2%
65 ans et plus	24.9%	19.7% –
		30.0%
Niveau d'études		
Supérieur	53.2%	48.4% –
		57.9%
Non documenté	59.2%	47.0% –
		71.5%
Primaire	16.1%	11.9% –
		20.4%
Technique /	34.0%	30.3% –
Professionnel		37.7%
Secondaire	31.8%	27.2% –
		36.4%
Heures de		
télévision / jour		0.4
0	41.0%	37.6% –
		44.3%
1	38.6%	36.2% -
	22.25	41.0%
2	36.3%	34.3% -
0	24.007	38.2%
3	34.0%	31.7% -
10	10.00	36.2%
12	16.8%	8.6% -
		25.1%

La fonction broom.helpers::plot_marginal_predictions() permet de visualiser les prédictions marginales à la moyenne en réalisant une liste de graphiques, un par variable, que nous pouvons combiner avec patchwork::wrap_plots(). L'opérateur & permet d'appliquer une fonction de $\{ggplot2\}$ à chaque sous-graphique. Ici, nous allons uniformiser l'axe des y.

```
p <- mod |>
broom.helpers::plot_marginal_predictions(type = "response") |>
```

```
patchwork::wrap_plots() &
    scale_y_continuous(
        limits = c(0, .8),
        labels = scales::label_percent()
)
```

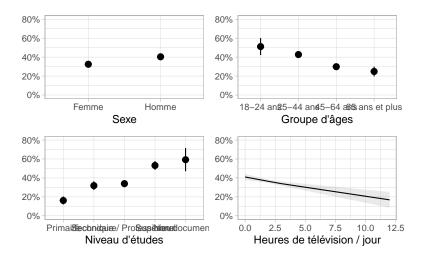


Figure 23.1: Prédictions marginales moyennes

Il est ici difficile de lire les étiquettes de la variable etudes. Nous pouvons éventuellement inverser l'axe des x et celui des y avec $ggplot2::coord_flip()$.

```
p & coord_flip()
```

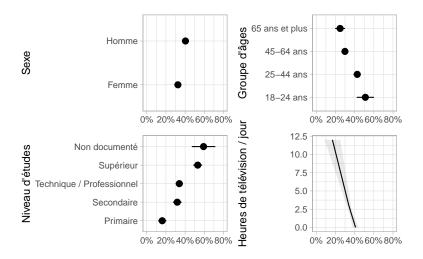


Figure 23.2: Prédictions marginales moyennes

Une alternative possible avec d'avoir recours à ggtstats::ggcoef_model().

```
mod |>
   ggstats::ggcoef_model(
     tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_predictions,
     tidy_args = list(type = "response"),
     show_p_values = FALSE,
     signif_stars = FALSE,
     significance = NULL,
     vline = FALSE
) +
   scale_x_continuous(labels = scales::label_percent())
```

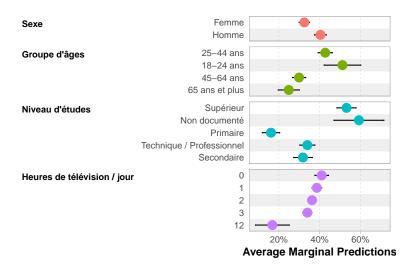


Figure 23.3: Prédictions marginales moyennes

Importance de l'argument type pour les modèles glm

Lorsque l'on a recours à des modèles calculés avec glm(), il est possible de réaliser des prédictions selon deux échelles : l'échelle de notre *outcome* ou variable à expliquer (type = "response"), ici exprimée en probabilités ou proportions puisqu'il s'agit d'une régression logistique, ou bien selon l'échelle de la fonction de lien (type = "link") du modèle, ici la fonction *logit* (voir Section 22.4).

Avec l'option type = "reponse", on indique à {marginaleffects} de calculer pour chaque individu une prédiction selon l'échelle de l'outcome puis de procéder à la moyenne, ce que nous avons fait dans les exemples précédents.

Si nous avions indiqué type = "link", les prédictions auraient été faites selon l'échelle de la fonction de lien avant d'être moyennée.

```
mod |> predict(type = "link", newdata = mf_femmes) |> mean()
[1] -0.910525
```

```
mod |> predict(type = "link", newdata = mf_hommes) |> mean()
[1] -0.4928844
  mod |>
    predictions(variables = "sexe", by = "sexe", type = "link")
  sexe Estimate Std. Error
                                 z Pr(>|z|)
                                                 S 2.5 % 97.5 %
                                     <0.001 110.0 -1.058 -0.763
Femme
         -0.911
                    0.0751 - 12.13
         -0.493
                     0.0779 - 6.33
                                     <0.001 31.9 -0.646 -0.340
Homme
Columns: sexe, estimate, std.error, statistic, p.value, s.value, conf.low, conf.high
Depuis la version 0.10.0 de {marginaleffects}, si l'on
ne précise pas le paramètre type (i.e. si type = NULL),
la fonction marginaleffects::predictions() réalise les
prédictions selon l'échelle de la fonction de lien, calcule les
moyennes puis re-transforme ce résultat selon l'échelle de
la variable à expliquer.
  logit_inverse <- binomial("logit") |> purrr::pluck("linkinv")
  mod |> predict(type = "link", newdata = mf_femmes) |> mean() |> logit_inverse()
[1] 0.2868924
  mod |> predict(type = "link", newdata = mf_hommes) |> mean() |> logit_inverse()
[1] 0.3792143
  mod |>
    predictions(variables = "sexe", by = "sexe")
  sexe Estimate Pr(>|z|)
                              S 2.5 % 97.5 %
 Femme
          0.287
                  <0.001 110.0 0.258 0.318
          0.379
                  < 0.001 31.9 0.344 0.416
Homme
Columns: sexe, estimate, p.value, s.value, conf.low, conf.high
```

Or, la plupart du temps, le logit inverse de la moyenne des prédictions est différent de la moyenne des logit inverse des prédictions !

Les résultats seront similaires et du même ordre de grandeur, mais pas identiques.

23.3.2 Prédictions marginales à la moyenne

Pour les prédictions marginales moyennes, nous avons réalisé des prédictions pour chaque observations du tableau d'origine, en faisant varier juste une variable à la fois, avant de calculer la moyenne des prédictions.

Une alternative consiste à générer une sorte d'individu moyen / typique puis à réaliser des prédictions pour cette unique individu, en faisant juste varier la variable explicative d'intérêt. On parle alors de **prédictions marginales à la moyenne**, marginal predictions at the mean en anglais.

23.3.2.1 avec {marginaleffects}

On peut réaliser cela avec {marginaleffects} en précisant newdata = "mean". Prenons un exemple pour la variable sexe :

```
mod |> predictions(variables = "sexe", newdata = "mean")
```

```
Estimate Pr(>|z|) S 2.5 % 97.5 % 0.239 <0.001 59.5 0.196 0.289 0.323 <0.001 29.5 0.273 0.378
```

Columns: rowid, rowidcf, estimate, p.value, s.value, conf.low, conf.high, sport, groupe_ages,

Dans ce cas de figure, {marginaleffects} considère pour chaque variable continue sa moyenne (ici 2.246 pour *heures.tv*) et pour chaque variable catégorielle son mode (la valeur observée la plus fréquente, ici "Technique / Professionnel"

pour la variable *etudes*). On fait juste varier les modalités de *sexe* puis on calculer la probabilité de faire du sport de ces individus moyens.

On peut également passer le paramètre newdata = "mean" à broom.helpers::tidy_marginal_predictions() ou même à gtsummary::tbl_regression()³⁹.

```
ditionnels
                                                                         indiqués
                                                           gtsummary::tbl_regression()
mod |>
                                                           sont transmis en cascade
  tbl_regression(
                                                           broom.helpers::tidy_plus_plus()
    tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_predictionsis
                                                           broom.helpers::tidy_marginal_predictions()
    newdata = "mean",
                                                                        enfin
    estimate_fun = scales::label_percent(accuracy = 0.41)
                                                           marginaleffects::predictions().
  ) |>
  bold_labels() |>
  modify_column_hide("p.value")
```

39

Les

paramètres

ad-

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.3: Prédictions marginales à la moyenne

	Prédictions Marginales	
Caractéristique	à la Moyenne	95% IC
Sexe		
Femme	23.9%	19.6% -
		28.9%
Homme	32.3%	27.3% –
		37.8%
Groupe d'âges		
25-44 ans	37.3%	32.1% $-$
		42.8%
18-24 ans	46.8%	36.1% –
		57.8%
45-64 ans	23.9%	19.6% $-$
		28.9%
65 ans et plus	19.2%	14.0% –
		25.6%

	Prédictions Marginales	
Caractéristique	à la Moyenne	95% IC
Niveau d'études		
Supérieur	42.3%	36.0% –
		48.9%
Non documenté	48.9%	34.7% –
		63.2%
Primaire	10.1%	7.3% –
		13.7%
Technique /	23.9%	19.6% -
Professionnel	22.107	28.9%
Secondaire	22.1%	17.7% -
TT 1 .		27.2%
Heures de		
télévision / jour 0	29.2%	23.6% $-$
U	29.270	35.5%
1	26.8%	21.9% –
1	20.070	32.3%
2	24.5%	20.1% –
_	- 1.070	29.5%
3	22.3%	18.1% -
		27.2%
12	8.8%	4.6% –
		16.4%

De même, on peut générer une représentation graphique :

```
p <- mod |>
  broom.helpers::plot_marginal_predictions(newdata = "mean") |>
  patchwork::wrap_plots() &
  scale_y_continuous(
    limits = c(0, .8),
    labels = scales::label_percent()
  ) &
  coord_flip()
```

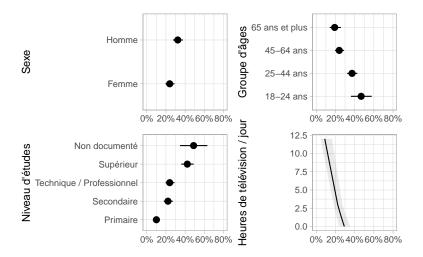


Figure 23.4: Prédictions marginales à la moyenne

Si l'on souhaite utiliser ggstats::ggcoef_model(), on peut directement indiquer newdata = "mean". Il faudra passer cette option via tidy_args qui prend une liste d'arguments à transmettre à tidy_fun.

```
mod |>
  ggstats::ggcoef_model(
    tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_predictions,
    tidy_args = list(newdata = "mean"),
    show_p_values = FALSE,
    signif_stars = FALSE,
    significance = NULL,
    vline = FALSE
) +
  scale_x_continuous(labels = scales::label_percent())
```

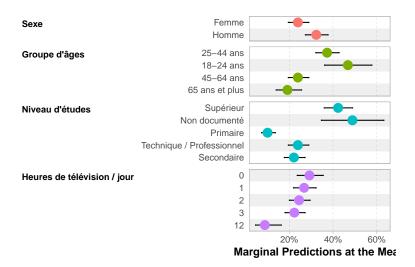


Figure 23.5: Prédictions marginales à la moyenne

23.3.2.2 avec {effects}

Le package $\{\texttt{effects}\}^{40}$ adopte une approche un peu différente pour définir un individu moyen.

Calculons les prédictions marginales à la moyenne avec la fonction effects::Effect().

```
e <- effects::Effect("sexe", mod)
e</pre>
```

sexe effect
sexe
Femme Homme
0.2868924 0.3792143

On le voit, les résultats sont là encore assez proches mais différents. Regardons de plus près les données utilisées pour les prédictions.

```
e$model.matrix
```

40 Malgré son nom, le package {effects} ne calcule pas des effets marginaux mais des prédictions marginales, selon la terminologie retenue au début de ce document.

```
(Intercept) sexeHomme groupe_ages25-44 ans groupe_ages45-64 ans
1
            1
                                    0.3533835
                                                         0.3719298
2
                                    0.3533835
                                                         0.3719298
                      1
  groupe_ages65 ans et plus etudesSecondaire etudesTechnique / Professionnel
                  0.1904762
1
                                     0.193985
                                                                     0.2962406
2
                  0.1904762
                                     0.193985
                                                                     0.2962406
  etudesSupérieur etudesNon documenté heures.tv
        0.2205514
                           0.05614035 2.246566
1
        0.2205514
                           0.05614035 2.246566
attr(,"assign")
 [1] 0 1 2 2 2 3 3 3 3 4
attr(,"contrasts")
attr(,"contrasts")$sexe
[1] "contr.treatment"
attr(,"contrasts")$groupe_ages
[1] "contr.treatment"
attr(,"contrasts")$etudes
[1] "contr.treatment"
```

Pour les variables continues, {effects} utilise la moyenne observée de la variable, comme précédemment avec {marginaleffects}. Par contre, pour les variables catégorielles, ce n'est pas le mode qui est utilisé, mais l'ensemble des modalités, pondérées selon leur proportion observée dans l'échantillon. Cette approche a l'avantage de moyenniser également les variables catégorielles, même si les indvidus pour lesquels une prédiction est réalisée sont complètement fictifs.

On peut utiliser broom.helpers::tidy_all_effects() pour générer un tableau de prédictions marginales avec {effects}.

```
mod |>
  tbl_regression(
    tidy_fun = broom.helpers::tidy_all_effects,
    estimate_fun = scales::label_percent(accuracy = 0.1)
) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.4: Prédictions marginales à la moyenne avec le package effects

	Prédictions Marginales	
Caractéristique	à la Moyenne	95% IC
Sexe		
Femme	28.7%	25.8% –
		31.8%
Homme	37.9%	34.4% –
		41.6%
Groupe d'âges		
18-24 ans	51.2%	41.0% –
		61.3%
25-44 ans	41.5%	37.4% –
		45.7%
45-64 ans	27.3%	23.9% -
		30.9%
65 ans et plus	22.0%	17.4% –
		27.5%
Niveau d'études		
Primaire	14.9%	11.3% –
		19.3%
Secondaire	30.7%	26.2% –
		35.7%
Technique /	32.9%	29.1% –
Professionnel		37.0%
Supérieur	53.4%	48.3% -
		58.4%
Non documenté	59.9%	46.6% -
		71.8%
Heures de		
télévision / jour		
0	38.9%	34.8% –
		43.2%
3	30.7%	28.1% -
		33.4%

Caractéristique	Prédictions Marginales à la Moyenne	95% IC
6	23.6%	18.9% -
Q	17.7%	28.9% $11.9%$ $-$
J.	11.170	25.4%
10	16.0%	10.1% –
		24.4%

Pour une représentation graphique, nous pouvons utiliser les fonctions internes d'{effects} en appliquant plot() aux résultats de effects::allEffects() qui calcule les prédictions marginales de chaque variable.

```
mod |>
  effects::allEffects() |>
  plot()
```

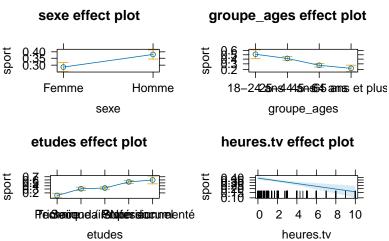


Figure 23.6: Prédictions marginales à la moyenne avec le package effects

On peut aussi utiliser ggstats::ggcoef_model()⁴¹.

De manière générale, ggstats::ggcoef_model() est compatible avec les mêmes tidy_fun que gtsummary::tbl_regression(), les deux fonctions utilisant en interne broom.helpers::tidy_plus_plus().

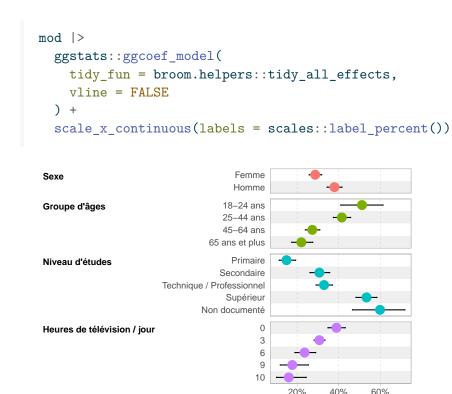


Figure 23.7: Prédictions marginales à la moyenne avec le package effects

Marginal Predictions at the Mea

23.3.3 Variantes

Le package {ggeffects} propose une fonction ggeffects::ggpredict() qui calcule des prédictions marginales à la moyenne des variables continues et à la première modalité (utilisée comme référence) des variables catégorielles. On ne peut donc plus, au sens strict, parler de prédictions à la moyenne. {broom.helpers} fournit une fonction tidy_ggpredict().

```
mod |>
  tbl_regression(
    tidy_fun = broom.helpers::tidy_ggpredict,
    estimate_fun = scales::label_percent(accuracy = 0.1)
) |>
```

bold_labels()

Data were 'prettified'. Consider using `terms="heures.tv [all]"` to get smooth plots.

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.5: Prédictions marginales avec ggpredict()

Prédictions Marginales 23.8% 32.2% 23.8%	95% IC 15.3% - 35.1% 21.4% - 45.4% 15.3% -
32.2%	35.1% $21.4%$ - $45.4%$
32.2%	35.1% $21.4%$ - $45.4%$
	21.4% - 45.4%
	45.4%
23.8%	- , ,
23.8%	15.3% –
23.8%	15.3% -
	35.1%
17.5%	12.7% $-$
	23.5%
10.1%	7.3% $-$
	13.7%
7.8%	5.5% $-$
	10.9%
23.8%	15.3% –
	35.1%
44.2%	33.0% $-$
	56.1%
46.8%	36.1% $-$
	57.8%
67.2%	56.2% $-$
	76.6%
72.8%	62.8% $-$
	80.9%
	17.5% 10.1% 7.8% 23.8% 44.2% 46.8% 67.2%

	Prédictions	
Caractéristique	Marginales	$95\%~{ m IC}$
Heures de télévision		
/ jour		
0	29.1%	18.7% $-$
		42.3%
1	26.7%	17.2% –
		38.9%
2	24.4%	15.7% –
0	22.207	35.8%
3	22.2%	14.2% –
4	20.2%	$33.0\% \ 12.8\% -$
4	20.270	30.4%
5	18.3%	11.4% –
	10.070	28.2%
6	16.6%	10.0% $-$
		26.1%
7	15.0%	8.8% –
		24.3%
8	13.5%	7.7% $-$
		22.7%
9	12.1%	6.6% $-$
		21.2%
10	10.9%	5.7% -
11	0.007	19.9%
11	9.8%	4.9% -
10	0 007	$18.7\% \ 4.2\% -$
12	8.8%	4.2% - 17.6%
		17.070

Pour une représentation graphique, on peut utiliser les fonctionnalités natives inclues dans le package {ggeffects}.

```
mod |>
   ggeffects::ggpredict() |>
   plot() |>
   patchwork::wrap_plots()
```

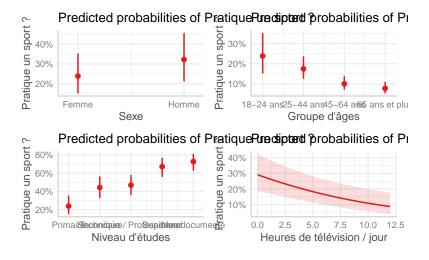


Figure 23.8: Prédictions marginales avec ggpredict()

23.4 Contrastes marginaux

Maintenant que nous savons estimer des prédictions marginales, nous pouvons facilement calculer des **contrastes marginaux**, à savoir des différences entre prédictions marginales.

23.4.1 Contrastes marginaux moyens

Considérons tout d'abord la variable catégorielle sexe et calculons les prédictions marginales moyennes avec marginaleffects::predictions().

```
pred <- predictions(mod, variables = "sexe", by = "sexe", type = "response")
pred</pre>
```

```
sexe Estimate Std. Error z Pr(>|z|) S 2.5 % 97.5 % Femme 0.325 0.0130 25.0 <0.001 456.7 0.299 0.350 Homme 0.404 0.0147 27.5 <0.001 549.0 0.375 0.432
```

Columns: sexe, estimate, std.error, statistic, p.value, s.value, conf.low, conf.high

Le contraste entre les hommes et les femmes est tout simplement la différence et les deux prédictions marginales.

```
pred$estimate[2] - pred$estimate[1]
```

[1] 0.07884839

La fonction marginaleffects::avg_comparisons() permet de réaliser directement ce calcul.

```
avg_comparisons(mod, variables = "sexe")
```

```
Term Contrast Estimate Std. Error z Pr(>|z|) S 2.5 % 97.5 % sexe Homme - Femme 0.0788 0.0197 4 <0.001 14.0 0.0402 0.117
```

Columns: term, contrast, estimate, std.error, statistic, p.value, s.value, conf.low, conf.high

• Astuce

Dans les faits, marginaleffects::avg_comparisons() a calculé la différence entre les hommes et les femmes pour chaque observation d'origine puis a réalisé la moyenne des différences. Mathématiquement, la moyenne des différences est équivalente à la différence des moyennes.

Les contrastes calculés ici ont été moyennés sur l'ensemble des valeurs observées. On parle donc de **contrastes marginaux moyens** (average marginal contrasts).

Par défaut, chaque modalité est contrastée avec la première modalité prise comme référence (voir exemple ci-dessous avec la variable *groupe_ages*.

Regardons maintenant une variable continue.

```
avg_comparisons(mod, variables = "heures.tv")
```

```
Term Contrast Estimate Std. Error z Pr(>|z|) S 2.5 % 97.5 % heures.tv +1 -0.0227 0.0062 -3.66 <0.001 11.9 -0.0348 -0.0105
```

Columns: term, contrast, estimate, std.error, statistic, p.value, s.value, conf.low, conf.high

Par défaut, marginaleffects::avg_comparisons() calcule, pour chaque valeur observée de *heures.tv*, l'effet sur la probabilité de pratiquer un sport d'augmenter de 1 le nombre d'heures quotidiennes de télévision (plus précisément la différence des valeurs prédites pour la valeur observée plus 0,5 et la valeur observée moins 0,5).

On peut facilement obtenir la liste des contrastes marginaux pour l'ensemble des variables.

avg_comparisons(mod)

Term		Contrast	Estimate	Std. Error	z
sexe	Homme - Femme		0.0788	0.0197	4.00
<pre>groupe_ages</pre>	25-44 ans - 18-24 ans		-0.0844	0.0492	-1.71
<pre>groupe_ages</pre>	45-64 ans - 18-24 ans		-0.2127	0.0507	-4.20
<pre>groupe_ages</pre>	65 ans et plus - 18-24 ans		-0.2631	0.0556	-4.73
etudes	Secondaire - Primaire		0.1568	0.0314	4.99
etudes	Technique / Professionnel -	Primaire	0.1781	0.0295	6.04
etudes	Supérieur - Primaire		0.3701	0.0337	10.98
etudes	Non documenté - Primaire		0.4309	0.0691	6.23
heures.tv	+1		-0.0227	0.0062	-3.66
Pr(> z)	S 2.5 % 97.5 %				
<0.001 14	.0 0.0402 0.1175				
0.0865 3	.5 -0.1808 0.0121				
<0.001 15	.2 -0.3121 -0.1133				
<0.001 18	.8 -0.3720 -0.1541				
<0.001 20	.6 0.0952 0.2184				
<0.001 29	.3 0.1203 0.2359				
<0.001 90	.8 0.3040 0.4361				
<0.001 31	.0 0.2954 0.5665				
<0.001 11	.9 -0.0348 -0.0105				

Columns: term, contrast, estimate, std.error, statistic, p.value, s.value, conf.low, conf.high

Il est important de noter que le nom des colonnes n'est pas compatible avec les fonctions de {broom.helpers} et par extension avec gtsummary::tbl_regression() et ggstats::ggcoef_model(). On utilisera donc broom.helpers::tidy_maxsinagalcomtrasts().ddon qui remets en forme le tableau de résultats dans un format compatible. On pourra ainsi produire un tableau propre des résultats⁴³.

```
mod |>
  tbl_regression(
    tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_contrasts chapitre (cf. Chapitre 25).
    estimate_fun = scales::label_percent(
      accuracy = 0.1,
      style_positive = "plus"
    )
  ) |>
  bold_labels()
```

broom.helpers::tidy_avg_comparisons() lui préférera broom.helpers::tidy_marginal_contrasts(). Pour un modèle sans interaction, les résultats sont identiques. Mais broom.helpers::tidy_marginal_contrasts() peut gérer des termes d'interactions, ce qui sera utile dans un prochain Notez l'utilisation de style_positive = "plus" dans

l'appel de scales::label_percent() pour ajouter un signe + devant les valeurs positives, afin de bien indiquer que l'on représente le résultat d'une différence.

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.6: Contrastes marginaux moyens

Caractéristique	Contrastes Marginaux Moyens	95% IC	p- valeur
Sexe			
Homme - Femme	+7.9%	$+4.0\% - \\ +11.7\%$	< 0,001
Groupe d'âges			
25-44 ans - 18-24	-8.4%	-18.1% -	0,086
ans		+1.2%	
45-64 ans - 18-24	-21.3%	-31.2% $-$	< 0,001
ans		-11.3%	
65 ans et plus -	-26.3%	-37.2% $-$	< 0,001
18-24 ans		-15.4%	
Niveau d'études			

	Contrastes Marginaux		p-
Caractéristique	Moyens	95% IC	valeur
Secondaire -	+15.7%	+9.5% $-$	< 0,001
Primaire		+21.8%	
Technique /	+17.8%	+12.0%	< 0,001
Professionnel -		$-\ +23.6\%$	
Primaire			
Supérieur -	+37.0%	+30.4%	< 0,001
Primaire		-+43.6%	
Non documenté -	+43.1%	+29.5%	< 0,001
Primaire		$-\ +56.6\%$	
Heures de			
télévision / jour			
+1	-2.3%	-3.5% $-$	< 0,001
		-1.1%	

De même, on peut représenter les contrastes marginaux moyens avec ggstats::ggcoef_model().

```
ggstats::ggcoef_model(
   mod,
   tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_contrasts
) +
   ggplot2::scale_x_continuous(
    labels = scales::label_percent(style_positive = "plus")
)
```

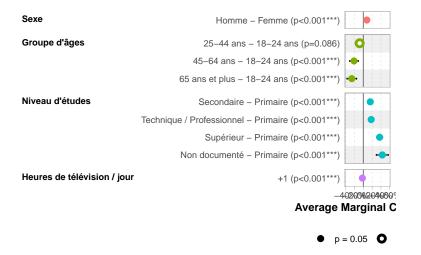


Figure 23.9: Contrastes marginaux moyens



Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Como atámisticos	Contrastes Marginaux Marginaux	95% IC	p- valeur
Caractéristique	Moyens	10	valeur
Heures de			
télévision / jour			
+2	-4.5%	-7.0% –	< 0.001
		-2.1%	
Groupe d'âges			
25-44 ans - 18-24	-8.4%	-18.1%	0,086
ans		- +1.2%	
45-64 ans - 18-24	-21.3%	-31.2%	< 0,001
ans		- -11.3 $%$	
65 ans et plus -	-26.3%	-37.2%	< 0,001
18-24 ans		- -15.4 $%$	
45-64 ans - 25-44	-12.8%	-17.6%	< 0,001
ans		- -8.1 $%$	
65 ans et plus -	-17.9%	-24.3%	< 0,001
25-44 ans		- -11.4 $%$	
65 ans et plus -	-5.0%	-11.0%	0,10
45-64 ans		- +0.9%	
Niveau d'études			
Secondaire -	+15.7%	+9.5% $-$	< 0,001
Primaire		+21.8%	
Technique /	+2.1%	-3.8% -	0,5
Professionnel -		+8.0%	
Secondaire			
Supérieur -	+19.2%	+13.3%	< 0,001
Technique /		_	,
Professionnel		+25.1%	
Non documenté -	+6.1%	-7.0% -	0,4
Supérieur		+19.2%	,

On peut obtenir le même résultat avec broom.helpers::tidy_avg_comparison() avec une syntaxe un peu plus simple (en passant une liste via variables au lieu d'une liste de listes via variables_list).

```
mod |>
  tbl_regression(
  tidy_fun = broom.helpers::tidy_avg_comparisons,
  variables = list(
    heures.tv = 2,
    groupe_ages = "pairwise",
    etudes = "sequential"
  ),
  estimate_fun = scales::label_percent(
    accuracy = 0.1,
    style_positive = "plus"
  )
  ) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Caractéristique	Contrastes Marginaux Moyens	$95\%\\ {\rm IC}$	p- valeur
Heures de			
télévision / jour			
+2	-4.5%	-7.0% $-$	< 0,001
		-2.1%	
Groupe d'âges			
25-44 ans - 18-24	-8.4%	-18.1%	0,086
ans		- +1.2%	
45-64 ans - 18-24	-21.3%	-31.2%	< 0,001
ans		- -11.3 $%$,
65 ans et plus -	-26.3%	-37.2%	< 0,001
18-24 ans		- -15.4 $%$,

45-64 ans - 25-44	-12.8%	-17.6%	< 0,001
ans		- -8.1%	
65 ans et plus -	-17.9%	-24.3%	< 0,001
25-44 ans		- -11.4 $%$	
65 ans et plus -	-5.0%	-11.0%	0,10
45-64 ans		- +0.9%	
Niveau d'études			
Secondaire -	+15.7%	+9.5% $-$	< 0,001
Primaire		+21.8%	
Technique /	+2.1%	-3.8% $-$	0,5
Professionnel -		+8.0%	
Secondaire			
Supérieur -	+19.2%	+13.3%	< 0,001
Technique /		_	
Professionnel		+25.1%	
Non documenté -	+6.1%	-7.0% -	0,4
Supérieur		+19.2%	

23.4.2 Contrastes marginaux à la moyenne

Comme précédemment, plutôt que de calculer les contrastes marginaux pour chaque individu observé avant de faire la moyenne des résultats, une approche alternative consiste à considérer un individu moyen / typique et à calculer les contrastes marginaux pour cet individu. On parle alors de contrastes marginaux à la moyenne (marginal contrasts at the mean).

Avec {marginaleffects}, il suffit de spécifier newdata = "mean". Les variables continues seront fixées à leur moyenne et les variables catégorielles à leur mode (modalité la plus fréquente dans l'échantillon).

```
mod |>
  tbl_regression(
    tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_contrasts,
    newdata = "mean",
    estimate_fun = scales::label_percent(
```

```
accuracy = 0.1,
    style_positive = "plus"
)
) |>
bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.9: Contrastes marginaux à la moyenne

	<u> </u>		
	Contrastes Marginaux à la		n
Caractéristique	Marginaux à la Moyenne	95% IC	p- valeur
Sexe			
Homme - Femme	+8.4%	+4.3% –	< 0,001
		+12.5%	
Groupe d'âges			
25-44 ans - 18-24	-9.5%	- 20.5% –	0,090
ans		+1.5%	
45-64 ans - 18-24	-22.9%	-33.8% –	< 0,001
ans		-11.9%	
65 ans et plus -	-27.6%	-39.2% $-$	< 0,001
18-24 ans		-16.1%	
Niveau d'études			
Secondaire -	+12.0%	+7.0% –	< 0,001
Primaire		+17.1%	
Technique /	+13.9%	+9.0% $-$	< 0,001
Professionnel -		+18.7%	
Primaire			
Supérieur -	+32.2%	+25.7%	< 0,001
Primaire		_	
		+38.7%	
Non documenté -	+38.8%	+24.1%	< 0,001
Primaire		_	
		+53.5%	
TT 1			

Heures de télévision / jour

Caractéristique	Contrastes Marginaux à la Moyenne	95% IC	p- valeur
+1	-2.2%	$-3.4\% - \\ -1.0\%$	<0,001

Pour la fonction ggstats::ggcoef_model(), on utilisera l'argument tidy_args pour transmettre l'option newdata = "mean".

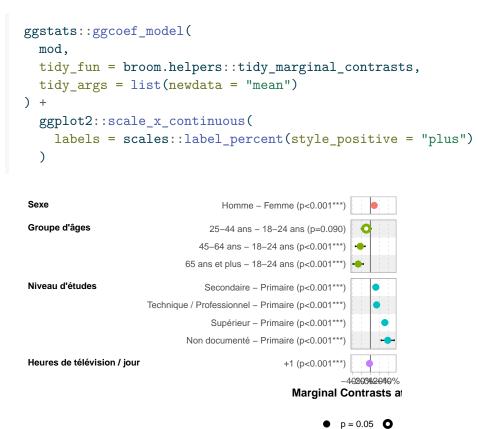


Figure 23.10: Contrastes marginaux à la moyenne

23.5 Pentes marginales / Effets marginaux

Les effets marginaux, ou plus précisément les pentes marginales, sont similaires aux contrastes marginaux, avec un différence subtile. Pour une variable continue, les contrastes marginaux sont une différence entre deux prédictions tandis que les **effets marginaux** (marginal effects) ou **pentes marginales** (marginal slopes). Dis autrement, l'effect marginal d'un régresseur continu x est la pente / dérivée $\partial y/\partial x$ la fonction de prédiction y, mesurée à des valeurs spécifiques de x.

Les effets marginaux sont le plus souvent calculés selon l'échelle de l'outcome et représentent le changement attendu de l'outcome pour une augmentation du régresseur d'une unité.

Par définition, les effets marginaux ne sont pas définis pour les variables catégorielles. La plupart des fonctions rapportent, à la place, les contrastes marginaux pour ces variables catégorielles.

Comme pour les prédictions marginales et les contrastes marginaux, plusieurs approches existent (voir par exemple la vignette dédiée du package {marginaleffects}).

23.5.1 Pentes marginales moyennes / Effets marginaux moyens

Les **effets marginaux moyens** (average marginal effects) sont calculés en deux temps : (1) un effet marginal est calculé pour chaque individu observé dans le modèle ; (ii) puis la moyenne de ces effets individuels est calculée.

On aura tout simplement recours à la fonction marginaleffects::avg_slopes().

```
avg_slopes(mod)
```

Term		Contrast Estimate	Std. Error	Z
sexe	Homme - Femme	0.0788	0.0197	4.00
<pre>groupe_ages</pre>	25-44 ans - 18-24 ans	-0.0844	0.0492	-1.71
groupe_ages	45-64 ans - 18-24 ans	-0.2127	0.0507	-4.20

```
groupe_ages 65 ans et plus - 18-24 ans
                                                 -0.2631
                                                            0.0556 - 4.73
etudes
           Secondaire - Primaire
                                                  0.1568
                                                             0.0314 4.99
           Technique / Professionnel - Primaire
                                                  0.1781
                                                            0.0295 6.04
etudes
etudes
           Supérieur - Primaire
                                                  0.3701
                                                            0.0337 10.98
etudes
           Non documenté - Primaire
                                                  0.4309
                                                            0.0691 6.23
           dY/dX
                                                 -0.0227
                                                            0.0062 -3.66
heures.tv
Pr(>|z|)
           S
               2.5 % 97.5 %
  <0.001 14.0 0.0402 0.1175
 0.0865 3.5 -0.1808 0.0121
  <0.001 15.2 -0.3121 -0.1133
  <0.001 18.8 -0.3720 -0.1541
  <0.001 20.6 0.0952 0.2184
  <0.001 29.3 0.1203 0.2359
  < 0.001 90.8 0.3040 0.4361
  <0.001 31.0 0.2954 0.5665
  <0.001 11.9 -0.0348 -0.0105
```

Columns: term, contrast, estimate, std.error, statistic, p.value, s.value, conf.low, conf.high

```
Pour un usage avec broom.helpers::tidy_plus_plus(), gtsummary::tbl_regression() ou ggstats::ggcoef_model(), on utilisera broom.helpers::tidy_avg_slopes().
```

```
mod |>
  tbl_regression(
   tidy_fun = broom.helpers::tidy_avg_slopes,
   estimate_fun = scales::label_percent(
      accuracy = 0.1,
      style_positive = "plus"
   )
  ) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.10: Effets marginaux moyens

	Effets Marginaux		p-
Caractéristique	Moyens	$95\%~{ m IC}$	valeur
Sexe			
Homme - Femme	+7.9%	$+4.0\% - \\ +11.7\%$	< 0,001
Groupe d'âges			
25-44 ans - 18-24 ans	-8.4%	-18.1% - +1.2%	0,086
45-64 ans - 18-24 ans	-21.3%	-31.2% - $-11.3%$	< 0,001
65 ans et plus -	-26.3%	-37.2% $-$	< 0,001
18-24 ans		-15.4%	
Niveau d'études			
Secondaire -	+15.7%	+9.5% $-$	< 0,001
Primaire		+21.8%	
Technique /	+17.8%	+12.0% $-$	< 0,001
Professionnel - Primaire		+23.6%	
Supérieur - Primaire	+37.0%	+30.4% $ +43.6%$	< 0,001
Non documenté -	+43.1%	+29.5% -	< 0,001
Primaire	,	+56.6%	10,00-
Heures de		, 0	
télévision / jour			
dY/dX	-2.3%	-3.5% $ -1.1%$	<0,001

```
ggstats::ggcoef_model(
   mod,
   tidy_fun = broom.helpers::tidy_avg_slopes
) +
   ggplot2::scale_x_continuous(
    labels = scales::label_percent(style_positive = "plus")
)
```

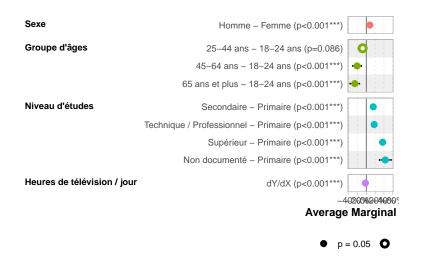


Figure 23.11: Effets marginaux moyens

Un résultat similaire peut être obtenu avec margins::margins(), le package {margins} s'inspirant de la commande Stata margins.

```
margins::margins(mod) %>% tidy()
```

```
# A tibble: 9 x 5
  term
                                   estimate std.error statistic p.value
  <chr>
                                      <dbl>
                                                <dbl>
                                                          <dbl>
                                                                    <dbl>
1 etudesNon documenté
                                     0.431
                                                            6.23 4.60e-10
                                              0.0691
2 etudesSecondaire
                                     0.157
                                              0.0314
                                                           4.99 6.10e- 7
                                                          11.0 4.69e-28
3 etudesSupérieur
                                     0.370
                                              0.0337
4 etudesTechnique / Professionnel
                                                           6.04 1.53e- 9
                                     0.178
                                              0.0295
5 groupe_ages25-44 ans
                                                          -1.71 8.65e- 2
                                    -0.0844
                                              0.0492
6 groupe_ages45-64 ans
                                                          -4.20 2.73e- 5
                                    -0.213
                                              0.0507
7 groupe_ages65 ans et plus
                                    -0.263
                                              0.0556
                                                          -4.73 2.21e- 6
8 heures.tv
                                    -0.0227
                                              0.00620
                                                          -3.66 2.56e- 4
9 sexeHomme
                                     0.0788
                                                            4.00 6.26e- 5
                                              0.0197
```

For {broom.helpers}, {gtsummary} or {ggstats}, use broom.helpers::tidy_margins().

```
mod |>
  tbl_regression(
    tidy_fun = broom.helpers::tidy_margins,
    estimate_fun = scales::label_percent(
        accuracy = 0.1,
        style_positive = "plus"
    )
    ) |>
    bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 23.11: Effets marginaux moyens avec margins

	Effets		
	Marginaux		p -
Caractéristique	Moyens	$95\%~{ m IC}$	valeur
Niveau d'études			
Primaire	_	_	
Non documenté	+43.1%	$+29.5\% - \\ +56.6\%$	< 0,001
Secondaire	+15.7%	+9.5% - +21.8%	<0,001
Supérieur	+37.0%	$+30.4\% - \\ +43.6\%$	<0,001
Technique /	+17.8%	+12.0% $-$	< 0,001
Professionnel		+23.6%	
Groupe d'âges			
18-24 ans			
25-44 ans	-8.4%	-18.1% - +1.2%	0,086
45-64 ans	-21.3%	$-31.2\% - \\ -11.3\%$	<0,001
65 ans et plus	-26.3%	-37.2% - -15.4%	< 0,001
Heures de	-2.3%	-3.5% $-$	< 0,001
télévision / jour		-1.1%	

Caractéristique	Effets Marginaux Moyens	$95\%~{ m IC}$	p- valeur
Sexe			
Femme			
Homme	+7.9%	$+4.0\% - \\ +11.7\%$	< 0,001

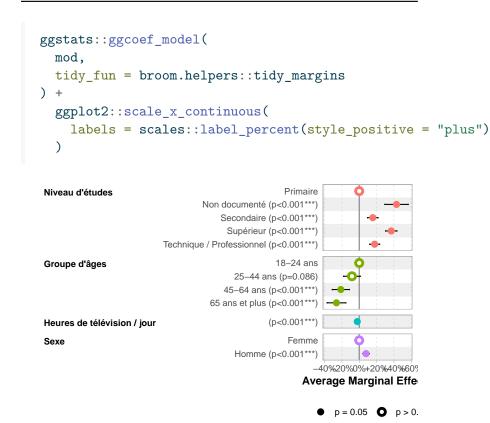


Figure 23.12: Effets marginaux moyens avec margins

23.5.2 Pentes marginales à la moyenne / Effets marginaux à la moyenne

Pour les effets marginaux à la moyenne (marginal effect at the mean), simplement indiquer newdata = "mean" à broom.helpers::tidy_marginaleffects().

23.6 Lectures complémenaires (en anglais)

- Documentation of the marginal effects package par Vincent Arel-Bundock
- Marginalia: A guide to figuring out what the heck marginal effects, marginal slopes, average marginal effects, marginal effects at the mean, and all these other marginal things are par Andrew Heiss
- Introduction to Adjusted Predictions and Marginal Effects in R par Daniel Lüdecke
- An Introduction to margins
- Marginal effects / slopes, contrasts, means and predictions with broom.helpers

24 Contrastes (variables catégorielles)

Dans les modèles de régression (comme les modèles linéaires, cf. Chapitre 21, ou les modèles linéaires généralisés comme la régression logistique binaire, cf. Chapitre 22), une transformation des variables catégorielles est nécessaire pour qu'elles puissent être prises en compte dans le modèle. On va dès lors définir des contrastes.

De manière générale, une variable catégorielle à n modalités va être transformée en n-1 variables quantitatives. Il existe cependant plusieurs manières de faire (i.e. plusieurs types de contrastes). Et, selon les contrastes choisis, les coefficients du modèles ne s'interpréteront pas de la même manière.

24.1 Contrastes de type traitement

Par défaut, **R** applique des contrastes de type traitement pour un facteur non ordonné. Il s'agit notamment des contrastes utilisés par défaut dans les chapitres précédents.

24.1.1 Exemple 1 : un modèle linéaire avec une variable catégorielle

Commençons avec un premier exemple que nous allons calculer avec le jeu de données *trial* chargé en mémoire lorsque l'on appelle l'extension {gtsummary}. Ce jeu de données contient les observations de 200 patients. Nous nous intéressons à deux variables en particulier : *marker* une variable numérique correspondant à un marqueur biologique et *grade* un facteur à trois modalités correspondant à différent groupes de patients.

Regardons la moyenne de marker pour chaque valeur de qrade.

```
library(tidyverse)
library(gtsummary)
trial |>
  select(marker, grade) |>
  tbl_summary(
    by = grade,
    statistic = marker ~ "{mean}",
    digits = marker ~ 4
) |>
  add_overall(last = TRUE)
```

	I , N =	II, N =	III, N =	Overall, N
Characteri	\mathbf{stic} 68	68	64	= 200
Marker	1.0669	0.6805	0.9958	0.9160
Level				
(ng/mL)				
Unknown	2	5	3	10

Utilisons maintenant une régression linaire pour modéliser la valeur de *marker* en fonction de *grade*.

```
mod1_trt <- lm(marker ~ grade, data = trial)
mod1_trt</pre>
```

Call:

```
lm(formula = marker ~ grade, data = trial)
```

Coefficients:

```
(Intercept) gradeII gradeIII
1.0669 -0.3864 -0.0711
```

Le modèle obtenu contient trois coefficients ou termes : un intercept et deux termes associés à la variable grade.

Pour bien interpréter ces coefficients, il faut comprendre comment la variable *grade* a été transformée avant d'être inclue dans le modèle. Nous pouvons voir cela avec la fonction contrasts().

contrasts(trial\$grade)

II III I 0 0 III 1 0 III 0 1

Ce que nous montre cette matrice, c'est que la variable catégorielle grade à 3 modalités a été transformée en 2 variables binaires que l'on retrouve sous les noms de gradeII et gradeIII dans le modèle : gradeII vaut 1 si grade est égal à II et 0 sinon; gradeIII vaut 1 si grade est égal à III et 0 sinon. Si grade est égal à III et III valent 0.

Il s'agit ici d'un contraste dit de traitement ou la première modalité joue ici le rôle de **modalité de référence**.

Dans ce modèle linéaire, la valeur de l'intercept correspond à la moyenne de marker lorsque nous nous trouvons à la référence, donc quand grade est égal à I dans cet exemple. Et nous pouvons le constater dans notre tableau précédent des moyennes, 1.0669 correspond bien à la moyenne de marker pour la modalité I.

La valeur du coefficient associé à markerII correspond à l'écart par rapport à la référence lorsque marker est égal à II. Autrement dit, la moyenne de marker pour la modalité II correspond à la somme de l'intercept et du coefficient markerII. Et nous retrouvons bien la relation suivante : 0.6805 = 1.0669 + -0.3864. De même, la moyenne de marker lorsque grade vaut III est égale à la somme de l'intercept et du terme markerIII.

Lorsqu'on utilise des contrastes de type traitement, chaque terme du modèle peut être associé à une et une seule modalité d'origine de la variable catégorielle. Dès lors, il est possible de rajouter la modalité de référence lorsque l'on présente les résultats et on peut même lui associer la valeurs 0, ce qui peut être fait avec gtsummary::tbl_regression() avec l'option add_estimate_to_reference_rows = TRUE.

```
mod1_trt |>
  tbl_regression(
   intercept = TRUE,
   add_estimate_to_reference_rows = TRUE
)
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteristic	Beta	95% CI	p-value
(Intercept)	1.1	0.86, 1.3	< 0.001
Grade			
I	0.00		
II	-0.39	-0.68, -0.09	0.010
III	-0.07	-0.37, 0.23	0.6

24.1.2 Exemple 2 : une régression logistique avec deux variables catégorielles

Pour ce deuxième exemple, nous allons utiliser le jeu de données hdv2003 fourni par l'extension {questionr} et recoder la variable age en groupes d'âges à 4 modalités.

```
library(questionr)
data("hdv2003")

library(tidyverse)

hdv2003 <- hdv2003 |>
   mutate(
    groupe_ages = cut(
    age,
    c(16, 25, 45, 65, 99),
```

```
right = FALSE,
  include.lowest = TRUE
) |>
  fct_recode(
    "16-24" = "[16,25)",
    "25-44" = "[25,45)",
    "45-64" = "[45,65)",
    "65+" = "[65,99]"
    )
) |>
labelled::set_variable_labels(
  groupe_ages = "Groupe d'âges",
  sexe = "Sexe"
)
```

Nous allons faire une régression logistique binaire pour investiguer l'effet du *sexe* (variable à 2 modalités) et du *groupe d'âges* (variable à 4 modalités) sur la pratique du *sport*.

```
mod2_trt <- glm(</pre>
    sport ~ sexe + groupe_ages,
    family = binomial,
    data = hdv2003
  )
  mod2_trt
Call: glm(formula = sport ~ sexe + groupe_ages, family = binomial,
   data = hdv2003)
Coefficients:
     (Intercept)
                        sexeFemme groupe_ages25-44 groupe_ages45-64
         0.9021
                          -0.4455
                                            -0.6845
                                                              -1.6535
  groupe_ages65+
        -2.3198
Degrees of Freedom: 1999 Total (i.e. Null); 1995 Residual
Null Deviance:
                   2617
Residual Deviance: 2385
                          AIC: 2395
```

Le modèle contient 5 termes : 1 intercept, 1 coefficient pour la variable sexe et 3 coefficients pour la variable $groupe_ages$. Comme précédemment, nous pouvons constater que les variables à n modalités sont remplacées par défaut (contrastes de type traitement) par n-1 variables binaires, la première modalité jouant à chaque fois le rôle de modalité de référence.

```
contrasts(hdv2003$sexe)
```

$\begin{array}{cc} & \text{Femme} \\ \text{Homme} & 0 \\ \text{Femme} & 1 \\ \end{array}$

```
contrasts(hdv2003$groupe_ages)
```

	25-44	45-64	65+
16-24	0	0	0
25-44	1	0	0
45-64	0	1	0
65+	0	0	1

L'intercept correspond donc à la situation à la référence, c'està-dire à la prédiction du modèle pour les hommes (référence de sexe) âgés de 16 à 24 ans (référence de groupe_ages).

Il est possible d'exprimer cela en termes de probabilité en utilisant l'inverse de la fonction logit (puisque nous avons utilisé un modèle logit).

```
inv_logit <- binomial("logit")$linkinv
inv_logit(0.9021)</pre>
```

[1] 0.7113809

Selon le modèle, les hommes âgés de 16 à 24 ans ont donc 71% de chance de pratiquer du sport.

Regardons maintenant le coefficient associé à sexeFemme (-0.4455) : il représente (pour la modalité de référence des autres

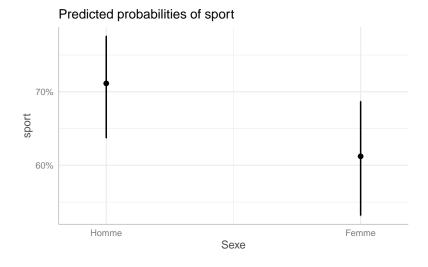
variables, soit pour les 16-24 ans ici) la correction à appliquer à l'intercept pour obtenir la probabilité de faire du sport. Il s'agit donc de la différence entre les femmes et les hommes pour le groupe des 16-24 ans.

```
inv_logit(0.9021 - 0.4455)
```

[1] 0.6122073

Autrement dit, selon le modèle, la probabilité de faire du sport pour une femme âgée de 16 à 24 ans est de 61%. On peut représenter cela avec la fonction ggeffects::ggpredict() de {ggeffects}, qui représente les prédictions d'une variable toutes les autres variables étant à la référence.

```
library(ggeffects)
ggpredict(mod2_trt, "sexe") |> plot()
```



Bien souvent, pour une régression logistique, on préfère représenter les exponentielles des coefficients qui correspondent à des $odds\ ratios$.

```
mod2_trt |>
  tbl_regression(
    exponentiate = TRUE,
    intercept = TRUE,
    add_estimate_to_reference_rows = TRUE
) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteristic	OR	95% CI	p-value
(Intercept)	2.46	1.76, 3.48	< 0.001
Sexe			
Homme	1.00		
Femme	0.64	0.53, 0.78	< 0.001
Groupe d'âges			
16-24	1.00		
25-44	0.50	0.35, 0.71	< 0.001
45-64	0.19	0.13, 0.27	< 0.001
65+	0.10	0.06, 0.15	< 0.001

Or, 0,64 correspond bien à l'odds ratio entre 61% et 71% (que l'on peut calculer avec questionr::odds.ratio()).

```
questionr::odds.ratio(0.6122, 0.7114)
```

[1] 0.6404246

De la même manière, les différents coefficients associés à groupe_ages correspondent à la différence entre chaque groupe d'âges et sa modalité de référence (ici 16-24 ans), quand les autres variables (ici le sexe) sont à leur référence (ici les hommes).

Pour prédire la probabilité de faire du sport pour un profil particulier, il faut prendre en compte toutes les termes qui s'appliquent et qui s'ajoutent à l'intercept. Par exemple, pour une femme de 50 ans il faut considérer l'intercept (0.9021), le coefficient sexeFemme (-0.4455) et le coefficient groupe_ages45-64 (-1.6535). Sa probabilité de faire du sport est donc de 23%.

```
inv_logit(0.9021 - 0.4455 - 1.6535)
```

[1] 0.2320271

24.1.3 Changer la modalité de référence

Il est possible de personnaliser les contrastes à utiliser et avoir un recours à un contraste de type traitement mais en utilisant une autre modalité que la première comme référence, avec la fonction contr.treatment(). Le premier argument de la fonction corresponds au nombre de modalités de la variable et le paramètre base permets de spécifier la modalité de référence (1 par défaut).

```
contr.treatment(4, base = 2)

1 3 4
1 1 0 0
2 0 0 0
3 0 1 0
4 0 0 1
```

contr.SAS() permets de spécifier un contraste de type traitement dont la modalité de référence est la dernière.

```
1 2 3
1 1 0 0
2 0 1 0
3 0 0 1
4 0 0 0
```

Les contrastes peuvent être modifiés de deux manières : au moment de la construction du modèle (via l'option contrasts) ou comme attribut des variables (via la fonction contrasts()).

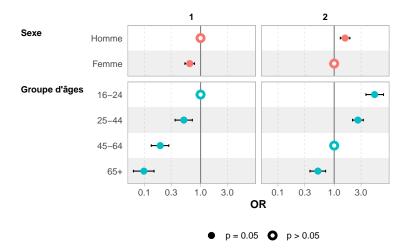
```
contrasts(hdv2003$sexe) <- contr.SAS(2)
mod2_trt_bis <- glm(
   sport ~ sexe + groupe_ages,
   family = binomial,
   data = hdv2003,
   contrasts = list(groupe_ages = contr.treatment(4, 3))
)
mod2_trt_bis |>
   tbl_regression(exponentiate = TRUE, intercept = TRUE) |>
   bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteristic	OR	95% CI	p-value
(Intercept)	0.30	0.25, 0.36	< 0.001
Sexe			
Homme	1.56	1.29, 1.90	< 0.001
Femme			
Groupe d'âges			
16-24	5.23	3.67, 7.52	< 0.001
25-44	2.64	2.12, 3.29	< 0.001
45-64			
65+	0.51	0.37, 0.70	< 0.001

Comme les modalités de référence ont changé, l'intercept et les différents termes ont également changé (puisque l'on ne compare plus à la même référence).

```
ggstats::ggcoef_compare(
  list(mod2_trt, mod2_trt_bis),
  exponentiate = TRUE,
  type = "faceted"
```



Cependant, du point de vue explicatif et prédictif, les deux modèles sont rigoureusement identiques.

```
anova(mod2_trt, mod2_trt_bis, test = "Chisq")
```

Analysis of Deviance Table

```
Model 1: sport ~ sexe + groupe_ages

Model 2: sport ~ sexe + groupe_ages

Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)

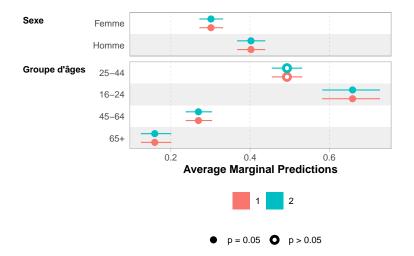
1 1995 2385.2

2 1995 2385.2 0 0
```

De même, leurs prédictions marginales (cf. Chapitre 23) sont identiques.

```
ggstats::ggcoef_compare(
  list(mod2_trt, mod2_trt_bis),
  tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_predictions,
  type = "dodge",
  vline = FALSE
```





24.2 Contrastes de type somme

Nous l'avons vu, les contrastes de type traitement nécessitent de définir une modalité de référence et toutes les autres modalités seront comparées à cette modalité de référence. Une alternative consiste à comparer toutes les modalités à la grande moyenne, ce qui s'obtient avec un contraste de type somme que l'on obtient avec contr.sum().

24.2.1 Exemple 1 : un modèle linéaire avec une variable catégorielle

Reprenons notre premier exemple de tout à l'heure et modifions seulement le contraste.

```
contrasts(trial$grade) <- contr.sum
mod1_sum <- lm(
  marker ~ grade,
  data = trial
)</pre>
```

```
mod1_sum
```

```
Call:
lm(formula = marker ~ grade, data = trial)
Coefficients:
(Intercept) grade1 grade2
    0.9144    0.1525    -0.2339
```

L'intercept correspond à ce qu'on appelle parfois la grande moyenne (ou great average en anglais). Il ne s'agit pas de la moyenne observée de marker mais de la moyenne des moyennes de chaque sous-groupe. Cela va constituer la situation de référence de notre modèle, en quelque sorte indépendante des effets de la variable grade.

```
mean(trial$marker, na.rm = TRUE)
[1] 0.9159895
  moy_groupe <-
    trial |>
    dplyr::group_by(grade) |>
    dplyr::summarise(moyenne_marker = mean(marker, na.rm = TRUE))
  moy_groupe
# A tibble: 3 x 2
  grade moyenne_marker
  <fct>
                 <dbl>
1 I
                 1.07
2 II
                 0.681
3 III
                 0.996
  mean(moy_groupe$moyenne_marker)
```

[1] 0.9144384

Le terme grade1 correspond quant à lui au modificateur associé à la première modalité de la variable grade à savoir I. C'est l'écart, pour cette modalité, à la grande moyenne : 1.0669 - 0.9144 = 0.1525.

De même, le terme grade2 correspond à l'écart pour la modalité II par rapport à la grande moyenne : 0.6805 - 0.9144 = -0.2339.

Qu'en est-il de l'écart à la grande moyenne pour la modalité III ? Pour cela, voyons tout d'abord comment la variable grade a été codée :

```
contrasts(trial$grade)
```

```
[,1] [,2]
I 1 0
II 0 1
III -1 -1
```

Comme précédemment, cette variable à trois modalités a été codée avec deux termes. Les deux premiers termes correspondent aux écarts à la grande moyenne des deux premières modalités. La troisième modalité est, quant à elle, codée systématiquement -1. C'est ce qui assure que la somme des contributions soit nulle et donc que l'intercept capture la grande moyenne.

L'écart à la grande moyenne pour la troisième modalité s'obtient donc en faisant la somme des autres termes et en l'inversant : (0.1525 - 0.2339) * -1 = 0.0814 = 0.9958 - 0.9144.

On peut calculer / afficher la valeur associée à la dernière modalité en précisant add_estimate_to_reference_rows = TRUE lorsque l'on appelle gtsummary::tbl_regression().

```
mod1_sum |>
  tbl_regression(
   intercept = TRUE,
```

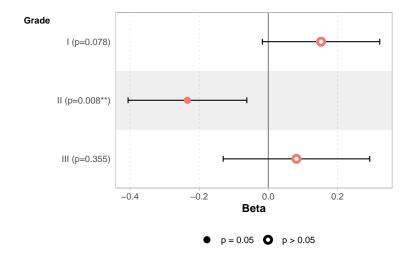
```
add_estimate_to_reference_rows = TRUE
) |>
bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteristic	Beta	95% CI	p-value
(Intercept)	0.91	0.79, 1.0	< 0.001
Grade			
I	0.15	-0.02, 0.32	0.078
II	-0.23	-0.41, -0.06	0.008
III	0.08	-0.13, 0.29	0.4

De même, cette valeur est correctement affichée par ggstats::ggcoef_model().

ggstats::ggcoef_model(mod1_sum)



Le fait d'utiliser des contrastes de type traitement ou somme n'a aucun impact sur la valeur prédictive du modèle. La quantité

de variance expliquée, la somme des résidus ou encore l'AIC sont identiques. En un sens, il s'agit du même modèle. C'est seulement la manière d'interpréter les coefficients du modèle qui change.

```
anova(mod1_trt, mod1_sum, test = "Chisq")
Analysis of Variance Table

Model 1: marker ~ grade
Model 2: marker ~ grade
   Res.Df   RSS Df Sum of Sq Pr(>Chi)
1   187 134.17
2   187 134.17 0 0
```

24.2.2 Exemple 2 : une régression logistique avec deux variables catégorielles

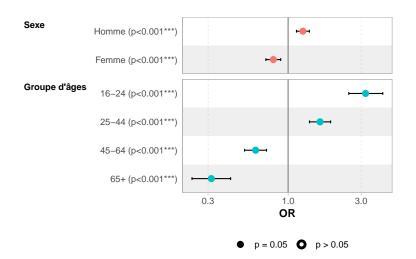
Reprenons notre second exemple et codons les variables catégorielles avec un traitement de type somme.

```
mod2_sum <- glm(
   sport ~ sexe + groupe_ages,
   family = binomial,
   data = hdv2003,
   contrasts = list(sexe = contr.sum, groupe_ages = contr.sum)
)
mod2_sum |>
   tbl_regression(
      exponentiate = TRUE,
      intercept = TRUE,
      add_estimate_to_reference_rows = TRUE
) |>
   bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteristic	OR	95% CI	p-value
(Intercept)	0.62	0.55, 0.69	< 0.001
Sexe			
Homme	1.25	1.13, 1.38	< 0.001
Femme	0.80	0.72, 0.89	< 0.001
Groupe d'âges			
16-24	3.20	2.49, 4.15	< 0.001
25-44	1.62	1.38, 1.89	< 0.001
45-64	0.61	0.52, 0.72	< 0.001
65+	0.31	0.24, 0.42	< 0.001

ggstats::ggcoef_model(mod2_sum, exponentiate = TRUE)



Cette fois-ci, l'intercept capture la situation à la grande moyenne à la fois du sexe et du groupe d'âges, et les coefficients s'interprètent donc comme modificateurs de chaque modalité par rapport à cette grande moyenne. En ce sens, les contrastes de type somme permettent donc de capturer l'effet de chaque modalité.

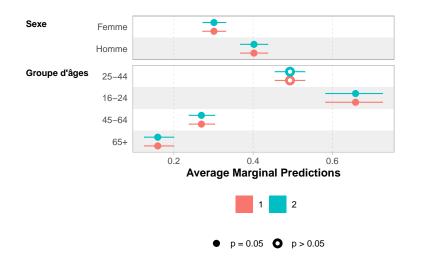
Du point de vue explicatif et prédictif, le fait d'avoir recours à des contrastes de type somme ou traitement n'a aucun impact : les deux modèles sont rigoureusement identiques. Il n'y a que la manière d'interpréter les coeffcients qui change.

```
anova(mod2_trt, mod2_sum, test = "Chisq")
Analysis of Deviance Table

Model 1: sport ~ sexe + groupe_ages
Model 2: sport ~ sexe + groupe_ages
   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1    1995    2385.2
2    1995    2385.2    0    0
```

Les prédictions marginales (cf. Chapitre 23) sont identiques.

```
ggstats::ggcoef_compare(
   list(mod2_trt, mod2_sum),
   tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_predictions,
   type = "dodge",
   vline = FALSE
)
```



24.3 Contrastes par différences successives

Les contrastes par différences successives consistent à comparer la deuxième modalité à la première, puis la troisième mo-

dalité à la seconde, etc. Ils sont disponibles avec la fonction MASS::contr.sdif().

Illustrons cela avec un exemple.

24.3.1 Exemple 1 : un modèle linéaire avec une variable catégorielle

```
mod1_sdif <- lm(
   marker ~ grade,
   data = trial,
   contrasts = list(grade = MASS::contr.sdif)
)
mod1_sdif |>
   tbl_regression(intercept = TRUE) |>
   bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Beta	95% CI	p-value
0.91	0.79, 1.0	< 0.001
-0.39	-0.68, -0.09	0.010
0.32	0.02,0.62	0.040
	0.91	-0.39 -0.68, -0.09

En premier lieu, on notera que l'*intercept*, comme avec les contrastes de type somme, correspond ici à la grande moyenne.

```
mean(moy_groupe$moyenne_marker)
```

[1] 0.9144384

Cela est lié au fait que la somme des coefficients dans ce type de contrastes est égale à 0.

```
MASS::contr.sdif(3)

2-1 3-2
1 -0.66666667 -0.3333333
2 0.33333333 -0.3333333
3 0.3333333 0.6666667
```

De plus, la matrice de contrastes est calculée de telle manière que l'écart entre les deux premières modalités vaut 1 pour le premier terme, et l'écart entre la seconde et la troisième modalité vaut également 1 pour le deuxième terme.

Ainsi, le terme gradeII-I correspond à la différence entre la moyenne du grade de niveau II et celle du niveau I⁴⁴.

```
moy_groupe$moyenne_marker[2] - moy_groupe$moyenne_marker[1] traitement où toutes les modalités étaient comparées à la moda-
```

On peut remarquer que la même valeur était obtenue avec un contraste de type traitement où toutes les modalités étaient comparées à la modalité de référence I.

[1] -0.3863997

Et le coefficient gradeIII-II à l'écart entre la moyenne du niveau III et celle du niveau II.

```
moy_groupe$moyenne_marker[3] - moy_groupe$moyenne_marker[2]
```

[1] 0.3152964

24.3.2 Exemple 2 : une régression logistique avec deux variables catégorielles

La même approche peut être appliquée à une régression logistique.

```
mod2_sdif <- glm(
  sport ~ sexe + groupe_ages,
  family = binomial,
  data = hdv2003,
  contrasts = list(</pre>
```

```
sexe = MASS::contr.sdif,
  groupe_ages = MASS::contr.sdif
)
)
mod2_sdif |>
  tbl_regression(
  exponentiate = TRUE,
  intercept = TRUE
) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteristic	OR	95% CI	p-value
$\overline{\text{(Intercept)}}$	0.62	0.55, 0.69	< 0.001
Sexe			
Femme / Homme	0.64	0.53, 0.78	< 0.001
Groupe d'âges			
25-44 / 16-24	0.50	0.35, 0.71	< 0.001
45-64 / 25-44	0.38	0.30, 0.47	< 0.001
65+ / 45-64	0.51	0.37, 0.70	< 0.001

On pourra noter que les *odds ratios* "femme/homme" et "25-44/16-24" obtenus ici sont équivalents à ceux que l'on avait obtenus précédemment avec des contrastes de types de traitement. Pour la modalité "45-64 ans" par contre, elle est ici comparée aux 25-44 ans, alors qu'avec un contraste de type traitement, toutes les comparaisons auraient eu lieu avec la même modalité de référence, à savoir les 16-24 ans.

Les contrastes par différences successives font donc plutôt sens lorsque les modalités sont ordonnées (d'où l'intérêt de comparer avec la modalité précédente), ce qui n'est pas forcément le cas lorsque les modalités ne sont pas ordonnées.

• Astuce

De manière générale, et quels que soient les contrastes utilisés pour le calcul du modèle, il est toujours possible de recalculer *a posteriori* les différences entre chaque combinaison de modalités deux à deux avec emmeans::emmeans(). Cela peut même se faire directement en passant l'argument add_pairwise_contrasts = TRUE à tbl_regression().

```
mod2_trt |>
  tbl_regression(
    exponentiate = TRUE,
    add_pairwise_contrasts = TRUE
) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Characteristic	OR	95% CI	p-value
Sexe			
Femme / Homme	0.64	0.53, 0.78	< 0.001
Groupe d'âges			
(25-44) / (16-24)	0.50	0.32,0.80	< 0.001
(45-64) / (16-24)	0.19	0.12, 0.31	< 0.001
(45-64) / (25-44)	0.38	0.28, 0.51	< 0.001
(65+) / (16-24)	0.10	0.06, 0.17	< 0.001
(65+) / (25-44)	0.19	0.13, 0.29	< 0.001
(65+) / (45-64)	0.51	0.34, 0.78	< 0.001

24.4 Autres types de contrastes

24.4.1 Contrastes de type Helmert

Les contrastes de Helmert sont un peu plus complexes : ils visent à comparer la seconde modalité à la première, la troisième à la moyenne des deux premières, la quatrième à la moyenne des trois premières, etc.

Prenon un exemple avec une variable catégorielle à quatre modalités.

```
contrasts(trial$stage) <- contr.helmert</pre>
  contrasts(trial$stage)
   [,1] [,2] [,3]
T1
                -1
          -1
T2
      1
          -1
                -1
Т3
            2
                -1
T4
                 3
  mod_helmert <- lm(</pre>
    marker ~ stage,
    data = trial
  )
  mod_helmert
Call:
lm(formula = marker ~ stage, data = trial)
Coefficients:
(Intercept)
                   stage1
                                  stage2
                                                stage3
    0.91661
                  0.19956
                                 0.03294
                                              -0.02085
```

Pour bien comprendre comment interpréter ces coefficients, calculons déjà la grande moyenne.

```
m <- trial |>
   dplyr::group_by(stage) |>
   dplyr::summarise(moy = mean(marker, na.rm = TRUE))
mean(m$moy)
```

[1] 0.9166073

On le voit, l'intercept (0.9166) capture ici cette grande moyenne, à savoir la moyenne des moyennes de chaque sous-groupe.

Maintenant, pour interpréter les coefficients, regardons comment évolue la moyenne à chaque fois que l'on ajoute une modalité. La fonction dplyr::cummean() nous permet de calculer la moyenne cumulée, c'est-à-dire la moyenne de la valeur actuelle et des valeurs des lignes précédentes. Avec dplyr::lag() nous pouvons obtenir la moyenne cumulée de la ligne précédente. Il nous est alors possible de calculer l'écart entre les deux, et donc de voir comment la moyenne a changé avec l'ajout d'une modalité.

```
m <- m |>
   dplyr::mutate(
        moy_cum = dplyr::cummean(moy),
        moy_cum_prec = dplyr::lag(moy_cum),
        ecart = moy_cum - moy_cum_prec
)
m
```

```
# A tibble: 4 x 5
```

```
stage
          moy moy_cum moy_cum_prec
                                       ecart
  <fct> <dbl>
                 <dbl>
                               <dbl>
                                       <dbl>
1 T1
        0.705
                 0.705
                                     NA
                             NA
2 T2
        1.10
                 0.905
                              0.705 0.200
3 T3
        1.00
                 0.937
                              0.905 0.0329
4 T4
        0.854
                 0.917
                              0.937 -0.0208
```

On le voit, les valeurs de la colonne ecart correspondent aux coefficients du modèle.

Le premier terme stage1 compare la deuxième modalité (T2) à la première (T1) et indique l'écart entre la moyenne des moyennes de T1 et T2 et la moyenne de T1.

Le second terme stage2 compare la troisième modalité (T3) aux deux premières (T1 et T2) et indique l'écart entre la moyenne des moyennes de T1, T2 et T3 par rapport à la moyenne des moyennes de T1 et T2.

Le troisième terme stage3 compare la quatrième modalité (T4) aux trois premières (T1, T2 et T3) et indique l'écart entre la moyenne des moyennes de T1, T2, T3 et T4 par rapport à la moyenne des moyennes de T1, T2 et T3.

Les contrastes de Helmert sont ainsi un peu plus complexes à interpréter et à réserver à des cas particuliers où ils prennent tout leur sens.

24.4.2 Contrastes polynomiaux

Les contrastes polynomiaux, définis avec contr.poly(), sont utilisés par défaut pour les variables catégorielles ordonnées. Ils permettent de décomposer les effets selon une composante linéaire, une composante quadratique, une composante cubique, voire des composantes de degrés supérieurs.

```
contrasts(trial$stage) <- contr.poly
contrasts(trial$stage)

.L .Q .C
T1 -0.6708204 0.5 -0.2236068
T2 -0.2236068 -0.5 0.6708204
T3 0.2236068 -0.5 -0.6708204
T4 0.6708204 0.5 0.2236068

mod_poly <- lm(
   marker ~ stage,
   data = trial
)
```

mod_poly

Call:

```
lm(formula = marker ~ stage, data = trial)
```

Coefficients:

(Intercept)	stage.L	${\tt stage.Q}$	stage.C
0.91661	0.07749	-0.27419	0.10092

Ici aussi, l'*intercept* correspond à la grande moyenne des moyennes. Il est par contre plus difficile de donner un sens interprétatif / sociologique aux différents coefficients.

24.5 Lectures additionnelles

- A (sort of) Complete Guide to Contrasts in R par Rose Maier
- An introductory explanation of contrast coding in R linear models par Athanassios Protopapas
- Understanding Sum Contrasts for Regression Models: A Demonstration par Mona Zhu

25 Interactions

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.

Nous pourrons dès lors ajouter à notre modèle des **interactions** entre variables.

25.1 Données d'illustration

Reprenons le modèle que nous avons utilisé dans le chapitre sur la régression logistique binaire (cf. Chapitre 22).

```
library(tidyverse)
library(labelled)
data(hdv2003, package = "questionr")
d <-
  hdv2003 |>
  mutate(
    sexe = sexe |> fct_relevel("Femme"),
    groupe_ages = age |>
      cut(
        c(18, 25, 45, 65, 99),
        right = FALSE,
        include.lowest = TRUE,
        labels = c("18-24 \text{ ans}", "25-44 \text{ ans}",
                    "45-64 ans", "65 ans et plus")
      ),
    etudes = nivetud |>
```

```
fct recode(
      "Primaire" = "N'a jamais fait d'etudes",
      "Primaire" = "A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires",
      "Primaire" = "Derniere annee d'etudes primaires",
      "Secondaire" = "1er cycle",
      "Secondaire" = "2eme cycle",
      "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel court",
      "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel long",
      "Supérieur" = "Enseignement superieur y compris technique superieur"
 fct_na_value_to_level("Non documenté")
) |>
set_variable_labels(
  sport = "Pratique un sport ?",
  sexe = "Sexe",
  groupe_ages = "Groupe d'âges",
  etudes = "Niveau d'études",
 heures.tv = "Heures de télévision / jour"
)
```

25.2 Modèle sans interaction

Nous avions alors exploré les facteurs associés au fait de pratiquer du sport.

```
mod <- glm(
  sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv,
  family = binomial,
  data = d
)
library(gtsummary)
theme_gtsummary_language(
  "fr",
  decimal.mark = ",",
  big.mark = " "
)</pre>
```

```
mod |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 25.1: Odds Ratios du modèle logistique simple

Caractéristique	OR	$95\%~{ m IC}$	p-valeur
Sexe			
Femme			
Homme	$1,\!52$	$1,\!24-1,\!87$	< 0,001
Groupe d'âges			
18-24 ans			
25-44 ans	0,68	$0,\!43-1,\!06$	0,084
45-64 ans	$0,\!36$	$0,\!23-0,\!57$	< 0,001
65 ans et plus	$0,\!27$	$0,\!16-0,\!46$	< 0,001
Niveau d'études			
Primaire			
Secondaire	$2,\!54$	1,73-3,75	< 0,001
Technique / Professionnel	$2,\!81$	$1,\!95-4,\!10$	< 0,001
Supérieur	$6,\!55$	$4,\!50 - 9,\!66$	< 0,001
Non documenté	8,54	$4,\!51-16,\!5$	< 0,001
Heures de télévision / jour	0,89	$0,\!83-0,\!95$	< 0,001

Selon les résultats de notre modèle, les hommes pratiquent plus un sport que les femmes et la pratique du sport diminue avec l'âge.

Dans le chapitre sur les estimations marginales, cf. Chapitre 23, nous avons présenté la fonction broom.helpers::plot_marginal_predictions() qui permet de représenter les prédictions marginales moyennes du modèle.

```
mod |>
broom.helpers::plot_marginal_predictions(type = "response") |>
```

```
patchwork::wrap_plots() &
scale_y_continuous(
   limits = c(0, .8),
   labels = scales::label_percent()
)
```

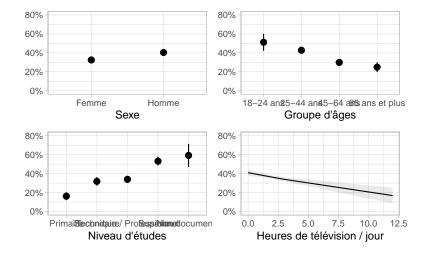


Figure 25.1: Prédictions marginales moyennes du modèle simple

25.3 Définition d'une interaction

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 * groupe_agesdans l'équation du modèle.

```
mod2 <- glm(
   sport ~ sexe * groupe_ages + etudes + heures.tv,
   family = binomial,
   data = d
)</pre>
```

Commençons par regarder les prédictions marginales du modèle avec interaction.

```
mod2 |>
broom.helpers::plot_marginal_predictions(type = "response") |>
patchwork::wrap_plots(ncol = 1) &
scale_y_continuous(
   labels = scales::label_percent()
)
```

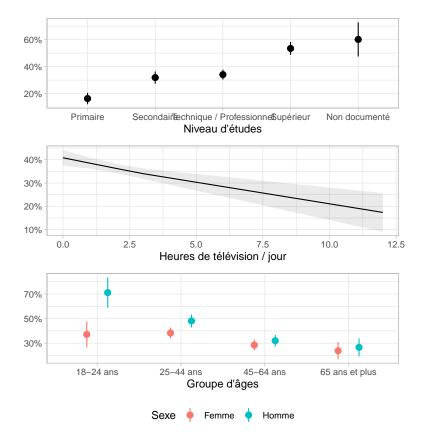


Figure 25.2: Prédictions marginales moyennes du modèle avec interaction

Sur ce graphique, on voit que la pratique d'un sport diminue fortement avec l'âge chez les hommes, tandis que cette diminution est bien plus modérée chez les femmes.



Par défaut, broom.helpers::plot_marginal_predictions() détecte la présence d'interactions dans le modèle et calcule les prédictions marginales pour chaque combinaison de variables incluent dans une interaction. Il reste possible de calculer des prédictions marginales individuellement pour chaque variable du modèle. Pour cela, il suffit d'indiquer variables_list = "no_interaction".

```
mod2 |>
    broom.helpers::plot_marginal_predictions(
      variables list = "no interaction",
      type = "response"
    ) |>
    patchwork::wrap_plots() &
    scale_y_continuous(
       labels = scales::label_percent()
                               60%
40%
                               40%
35%
                               30%
30%
                               20%
        Femme
                   Homme
                                   18-24 an $5-44 an $5-64 an $5 ans et plus
              Sexe
                                          Groupe d'âges
                               40%
60%
                               30%
40%
                               20%
20%
                               10%
   Primai Sie chnidaire / Pro Sespibliane documen
          Niveau d'études
                                     Heures de télévision / jour
```

25.4 Significativité de l'interaction

L'ajout d'une interaction au modèle augmente la capacité prédictive du modèle mais, dans le même temps, augmente le

nombre de coefficients (et donc de degrés de liberté). La question se pose donc de savoir si l'ajout d'un terme d'interaction améliore notre modèle.

En premier lieu, nous pouvons comparer les AIC des modèles avec et sans interaction.

```
AIC(mod)
```

[1] 2230.404

AIC(mod2)

[1] 2223.382

L'AIC du modèle avec interaction est plus faible que celui sans interaction, nous indiquant un gain : notre modèle avec interaction est donc meilleur.

On peut tester avec car::Anova() si l'interaction est statistiquement significative⁴⁵.

```
car::Anova(mod2, type = "III")
```

Analysis of Deviance Table (Type III tests)

Response: sport

```
LR Chisq Df Pr(>Chisq)
                   19.349
                          1
                              1.089e-05 ***
sexe
groupe_ages
                   15.125
                          3
                              0.0017131 **
etudes
                  125.575
                          4
                              < 2.2e-16 ***
                   12.847
                              0.0003381 ***
heures.tv
                           1
                   13.023
                           3
sexe:groupe_ages
                              0.0045881 **
```

```
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

La p-valeur associée au terme d'interaction (sexe:groupe_ages) est inférieure à 1% : l'interaction a donc bien un effet significatif.

⁴⁵ Lorsqu'il y a une interaction, il est préférable d'utiliser le type III, cf. Section 22.8. En toute rigueur, il serait préférable de coder nos variables catégorielles avec un contraste de type somme (cf. Chapitre 24). En pratique, nous pouvons nous en passer ici.

Nous pouvons également utiliser gtsummary::add_global_p().

```
mod2 |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  add_global_p() |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 25.2: Odds Ratios du modèle logistique avec interaction

Caractéristique	OR	95% IC	p-valeur
Sexe			<0,001
Femme			
Homme	5,10	2,41-11,4	
Groupe d'âges			0,002
18-24 ans			
25-44 ans	1,06	$0,\!61-1,\!85$	
45-64 ans	0,64	$0,\!36-1,\!15$	
65 ans et plus	0,49	$0,\!25-0,\!97$	
Niveau d'études			< 0,001
Primaire			
Secondaire	$2,\!55$	1,74 - 3,78	
Technique / Professionnel	$2,\!84$	1,97-4,14	
Supérieur	6,69	4,60 - 9,89	
Non documenté	8,94	4,64 - 17,6	
Heures de télévision / jour	$0,\!89$	$0,\!83-0,\!95$	< 0,001
Sexe * Groupe d'âges			0,005
Homme * 25-44 ans	0,31	$0,\!13-0,\!70$	
Homme * 45-64 ans	$0,\!24$	$0,\!10-0,\!54$	
Homme $*$ 65 ans et plus	$0,\!23$	$0,\!09-0,\!60$	

25.5 Interprétation des coefficients

Jetons maintenant un œil aux coefficients du modèle. Pour rendre les choses plus visuelles, nous aurons recours à

ggtstats::ggcoef_model().

```
mod2 |>
   ggstats::ggcoef_model(exponentiate = TRUE)
```

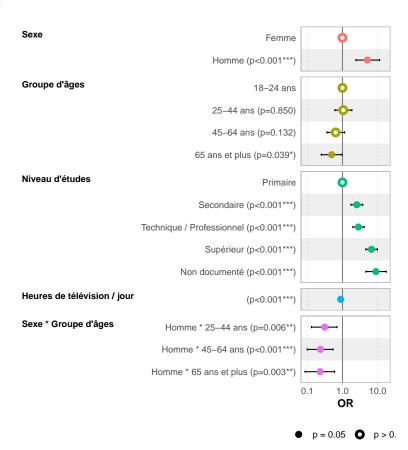


Figure 25.3: Coefficients (odds ratio) du modèle avec interaction

Concernant les variables sexe et groupe_ages, nous avons trois séries de coefficients : une série pour le sexe, une pour le groupe d'âges et enfin des coefficients pour l'interaction entre le sexe et le groupe d'âges.

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 les autres variables correspondent aux modalités de référence (i.e. 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, grâce au package {breakDown}.

```
library(breakDown)
logit <- function(x) exp(x)/(1+exp(x))
nouvelle_observation <- d[1, ]
nouvelle_observation$sexe[1] = "Femme"
nouvelle_observation$groupe_ages[1] = "45-64 ans"
nouvelle_observation$etud[1] = "Primaire"
nouvelle_observation$heures.tv[1] = 0
plot(
   broken(mod2, nouvelle_observation, predict.function = betas),
   trans = logit
) +
   ylim(0, 1) +
   ylab("Probabilité de faire du sport")</pre>
```

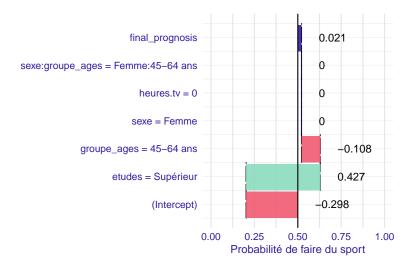


Figure 25.4: Représentation graphique de l'estimation de la probabilité de faire du sport pour une femme de 60 ans

En premier lieu, l'intercept s'applique et permet de déterminer la probabilité de base de faire du sport à la 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 45-64 ans de la variable groupe_ages.

Regardons maintenant la situation d'un homme de 20 ans.

```
nouvelle_observation$sexe[1] = "Homme"
nouvelle_observation$groupe_ages[1] = "18-24 ans"
plot(
   broken(mod2, nouvelle_observation, predict.function = betas),
   trans = logit
) +
   ylim(0, 1.2) +
   ylab("Probabilité de faire du sport")
```

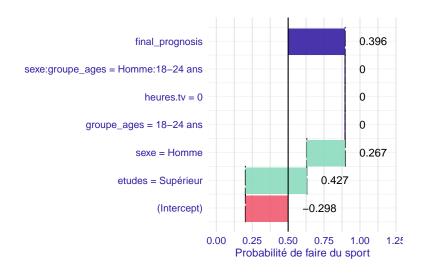


Figure 25.5: Représentation graphique de l'estimation de la probabilité de faire du sport pour un homme de 20 ans

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.

Regardons enfin la situation d'un homme de 60 ans.

```
nouvelle_observation$groupe_ages[1] = "45-64 ans"
plot(
   broken(mod2, nouvelle_observation, predict.function = betas),
   trans = logit
) +
   ylim(0, 1.2) +
   ylab("Probabilité de faire du sport")
```

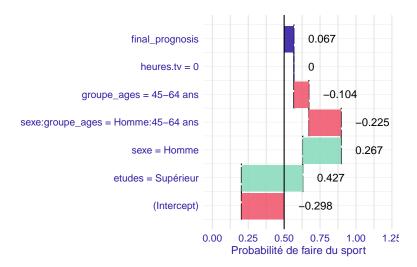


Figure 25.6: Représentation graphique de l'estimation de la probabilité de faire du sport pour un homme de 60 ans

Cette fois, plusieurs coefficients s'appliquent : à la fois le coefficient sexe = Homme (effet du sexe pour les 18-24 ans), le coefficient groupe_ages = 45-64 ans qui est l'effet de l'âge pour les femmes de 45-64 ans par rapport aux 18-24 ans et le coefficient sexe:groupe_ages = Homme:45-64 ans qui indique l'effet spécifique qui s'applique aux hommes de 45-64 ans, d'une part par rapport aux femmes du même âge et d'autre part par rapport aux hommes de 18-24 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.

25.6 Définition alternative de l'interaction

Il est cependant possible d'écrire le même modèle différemment. En effet, sexe * groupe_ages dans la formule du modèle est équivalent à l'écriture sexe + groupe_ages + sexe:groupe_ages, c'est-à-dire que l'on demande des coefficients pour la variable sexe à la référence de groupe_ages, des coefficients pour groupe_ages à la référence de sexe et enfin des coefficients pour tenir compte de l'interaction.

On peut se contenter d'une série de coefficients uniques pour l'interaction en indiquant seulement sexe : groupe_ages.

```
mod3 <- glm(
  sport ~ sexe : groupe_ages + etudes + heures.tv,
  family = binomial,
  data = d
)</pre>
```

Au sens strict, ce modèle explique tout autant le phénomène étudié que le modèle précédent. On peut le vérifier facilement avec stats::anova().

```
anova(mod2, mod3, test = "Chisq")
Analysis of Deviance Table

Model 1: sport ~ sexe * groupe_ages + etudes + heures.tv
Model 2: sport ~ sexe:groupe_ages + etudes + heures.tv
   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance Pr(>Chi)
1    1982    2197.4
2    1982    2197.4    0    0
```

De même, les prédictions marginales sont les mêmes, comme nous pouvons le constater avec ggstats::ggcoef_compare().

```
ggstats::ggcoef_compare(
  list("sexe * groupe_ages" = mod2, "sexe : groupe_ages" = mod3),
  tidy_fun = broom.helpers::tidy_marginal_predictions,
  significance = NULL,
```

```
vline = FALSE
) +
   scale_x_continuous(labels = scales::label_percent())
```

Warning: Model matrix is rank deficient. Some variance-covariance parameters are missing.

Warning: Model matrix is rank deficient. Some variance-covariance parameters are missing.

Warning: Model matrix is rank deficient. Some variance-covariance parameters are missing.

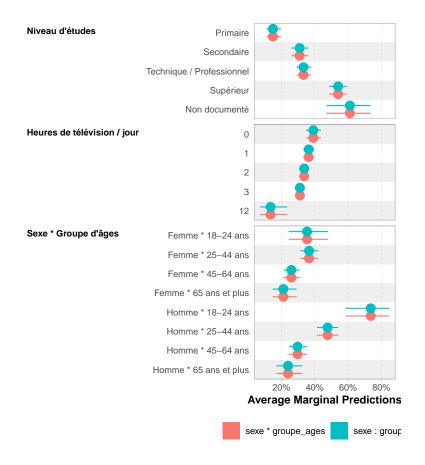


Figure 25.7: Comparaison des prédictions marginales moyennes des deux modèles avec interaction

Par contre, regardons d'un peu plus près les coefficients de ce nouveau modèle. Nous allons voir que leur interprétation est légèrement différente.



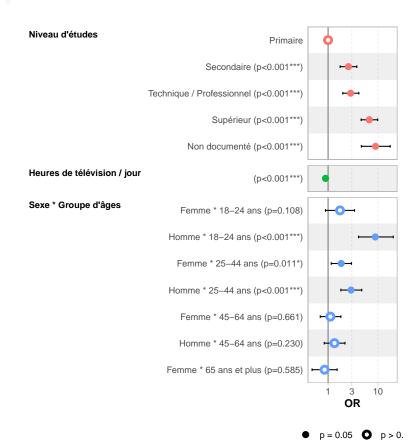


Figure 25.8: Coefficients (odds ratio) du modèle avec interaction simple entre le sexe et le groupe d'âges

Cette fois-ci, il n'y a plus de coefficients globaux pour la variable sexe ni pour groupe_ages mais des coefficients pour chaque combinaison de ces deux variables. Reprenons l'exemple de notre homme de 60 ans.

```
plot(
   broken(mod3, nouvelle_observation, predict.function = betas),
   trans = logit
) +
   ylim(0, 1.2) +
   ylab("Probabilité de faire du sport")
```

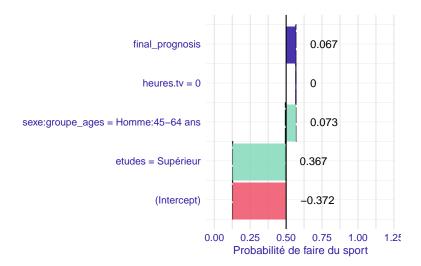


Figure 25.9: Représentation graphique de l'estimation de la probabilité de faire du sport pour un homme de 60 ans (interaction simple)

Cette fois-ci, le coefficient d'interaction fournit indique l'effet combiné du sexe et du groupe d'âges par rapport à la situation de référence (femme de 18-24 ans).

Que l'on définisse une interaction simple (sexe:groupe_ages) ou complète (sexe*groupe_ages), les deux modèles calculés sont donc identiques en termes prédictifs et explicatifs, mais l'interprétation de leurs coefficients diffèrent.

• Astuce

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 ggmulti::glmulti() glmulti::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::glmulti() peutêtre long.

25.7 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.

- Les effets d'interaction par Jean-François Bickel
- Analysing interactions of fitted models par Helios De Rosario Martínez

25.8 webin-R

Les interactions sont abordées dans le webin-R #07 (régression logistique partie 2) sur YouTube.

https://youtu.be/BUo9i7XTLYQ

26 Multicolinéarité

Dans une régression, la multicolinéarité est un problème qui survient lorsque certaines variables de prévision du modèle mesurent le même phénomène. Une multicolinéarité prononcée s'avère problématique, car elle peut augmenter la variance des coefficients de régression et les rendre instables et difficiles à interpréter. Les conséquences de coefficients instables peuvent être les suivantes :

- les coefficients peuvent sembler non significatifs, même lorsqu'une relation significative existe entre le prédicteur et la réponse ;
- les coefficients de prédicteurs fortement corrélés varieront considérablement d'un échantillon à un autre ;
- lorsque des termes d'un modèle sont fortement corrélés, la suppression de l'un de ces termes aura une incidence considérable sur les coefficients estimés des autres. Les coefficients des termes fortement corrélés peuvent même présenter le mauvais signe.

La multicolinéarité n'a aucune incidence sur l'adéquation de l'ajustement, ni sur la qualité de la prévision. Cependant, les coefficients individuels associés à chaque variable explicative ne peuvent pas être interprétés de façon fiable.

26.1 Définition

Au sens strict, on parle de multicolinéarité parfaite lorsqu'une des variables explicatives d'un modèle est une combinaison linéaire d'une ou plusieurs autres variables explicatives introduites dans le même modèle. L'absence de multicolinéarité parfaite est une des conditions requises pour pouvoir estimer un

modèle linéaire et, par extension, un modèle linéaire généralisé (dont les modèles de régression logistique).

Dans les faits, une multicolinéarité parfaite n'est quasiment jamais observée. Mais une forte multicolinéarité entre plusieurs variables peut poser problème dans l'estimation et l'interprétation d'un modèle.

Une erreur fréquente est de confondre multicolinéarité et corrélation. Si des variables colinéaires sont *de facto* fortement corrélées entre elles, deux variables corrélées ne sont pas forcément colinéaires. En termes non statistiques, il y a colinéarité lorsque deux ou plusieurs variables mesurent la même chose.

Prenons un exemple. Nous étudions les complications après l'accouchement dans différentes maternités d'un pays en développement. On souhaite mettre dans le modèle, à la fois le milieu de résidence (urbain ou rural) et le fait qu'il y ait ou non un médecin dans la clinique. Or, dans la zone d'enquête, les maternités rurales sont dirigées seulement par des sage-femmes tandis que l'on trouve un médecin dans toutes les maternités urbaines sauf une. Dès lors, dans ce contexte précis, le milieu de résidence prédit presque totalement la présence d'un médecin et on se retrouve face à une multicolinéarité (qui serait même parfaite s'il n'y avait pas une clinique urbaine sans médecin). On ne peut donc distinguer l'effet de la présence d'un médecin de celui du milieu de résidence et il ne faut mettre qu'une seule de ces deux variables dans le modèle, sachant que du point de vue de l'interprétation elle capturera à la fois l'effet de la présence d'un médecin et celui du milieu de résidence.

Par contre, si dans notre région d'étude, seule la moitié des maternités urbaines disposait d'un médecin, alors le milieu de résidence n'aurait pas été suffisant pour prédire la présence d'un médecin. Certes, les deux variables seraient corrélées mais pas colinéaires. Un autre exemple de corrélation sans colinéarité, c'est la relation entre milieu de résidence et niveau d'instruction. Il y a une corrélation entre ces deux variables, les personnes résidant en ville étant généralement plus instruites. Cependant, il existe également des personnes non instruites en ville et des personnes instruites en milieu rural. Le milieu de résidence n'est donc pas suffisant pour prédire le niveau d'instruction.

26.2 Mesure de la colinéarité

Il existe différentes mesures de la multicolinéarité. L'extension {mctest} en fournie plusieurs, mais elle n'est utilisable que si l'ensemble des variables explicatives sont de type numérique.

L'approche la plus classique consiste à examiner les facteurs d'inflation de la variance (FIV) ou variance inflation factor (VIF) en anglais. Les FIV estiment de combien la variance d'un coefficient est augmentée en raison d'une relation linéaire avec d'autres prédicteurs. Ainsi, un FIV de 1,8 nous dit que la variance de ce coefficient particulier est supérieure de 80 % à la variance que l'on aurait dû observer si ce facteur n'est absolument pas corrélé aux autres prédicteurs.

Si tous les FIV sont égaux à 1, il n'existe pas de multicolinéarité, mais si certains FIV sont supérieurs à 1, les prédicteurs sont corrélés. Il n'y a pas de consensus sur la valeur au-delà de laquelle on doit considérer qu'il y a multicolinéarité. Certains auteurs, comme Paul Allison⁴⁶, disent de regarder plus en détail les variables avec un FIV supérieur à 2,5. D'autres ne s'inquiètent qu'à partir de 5. Il n'existe pas de test statistique qui permettrait de dire s'il y a colinéarité ou non⁴⁷.

L'extension {car} fournit une fonction car::vif() permettant de calculer les FIV à partir d'un modèle. Elle implémente même une version généralisée permettant de considérer des facteurs catégoriels et des modèles linéaires généralisés comme la régression logistique.

Reprenons, pour exemple, un modèle logistique que nous avons déjà abordé dans d'autres chapitres.

```
library(tidyverse)
library(labelled)

data(hdv2003, package = "questionr")

d <-
   hdv2003 |>
   mutate(
    sexe = sexe |> fct_relevel("Femme"),
```

⁴⁶ When Can You Safely Ignore Multicollinearity?

⁴⁷ Pour plus de détails, voir ce post de Davig Giles, Can You Actually TEST for Multicollinearity?, qui explique pourquoi ce n'est pas possible.

```
groupe_ages = age |>
      cut(
        c(18, 25, 45, 65, 99),
        right = FALSE,
        include.lowest = TRUE,
        labels = c("18-24 \text{ ans}", "25-44 \text{ ans}",
                   "45-64 ans", "65 ans et plus")
      ),
    etudes = nivetud |>
      fct recode(
        "Primaire" = "N'a jamais fait d'etudes",
        "Primaire" = "A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires",
        "Primaire" = "Derniere annee d'etudes primaires",
        "Secondaire" = "1er cycle",
        "Secondaire" = "2eme cycle",
        "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel court",
        "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel long",
        "Supérieur" = "Enseignement superieur y compris technique superieur"
    fct_na_value_to_level("Non documenté")
  ) |>
  set_variable_labels(
    sport = "Pratique un sport ?",
    sexe = "Sexe",
    groupe_ages = "Groupe d'âges",
    etudes = "Niveau d'études",
    heures.tv = "Heures de télévision / jour"
  )
mod <- glm(</pre>
  sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv,
  family = binomial,
  data = d
```

Le calcul des FIV se fait simplement en passant le modèle à la fonction car::vif().

```
mod |> car::vif()
```

```
GVIF Df GVIF^(1/(2*Df))
sexe 1.024640 1 1.012245
groupe_ages 1.745492 3 1.097285
etudes 1.811370 4 1.077087
heures.tv 1.057819 1 1.028503
```

Dans notre exemple, tous les FIV sont proches de 1. Il n'y a donc pas de problème potentiel de colinéarité à explorer.

Pour un tableau propre, nous pouvons aussi utiliser gtsummary::add_vif().

```
library(gtsummary)
theme_gtsummary_language(
    "fr",
    decimal.mark = ",",
    big.mark = " "
)

mod |>
    tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
    bold_labels() |>
    add_vif()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 26.1: Résumé du modèle logistique simple avec affichage des VIF généralisés

		95%	p-		Adjusted
Caractéristique	\mathbf{OR}	\mathbf{IC}	valeur	GVIF	GVIF
Sexe				1,0	1,0
Femme		_			
Homme	1,52	$1,\!24$ $-$	< 0,001		
		1,87			
Groupe d'âges				1,7	1,1
18-24 ans	—				

		95%	p-		Adjusted
Caractéristique	\mathbf{OR}	\mathbf{IC}	valeur	GVIF	GVIF
25-44 ans	0,68	$0{,}43 - 1{,}06$	0,084		
45-64 ans	0,36	$0,\!23 - 0,\!57$	<0,001		
65 ans et plus	0,27	0.16 - 0.46	<0,001		
Niveau		,		1,8	1,1
d'études					
Primaire		—			
Secondaire	2,54	1,73 - 3,75	< 0,001		
Technique / Professionnel	2,81	,	<0,001		
Supérieur	6,55		<0,001		
Non documenté	8,54		<0,001		
Heures de télévision / jour	0,89	,	<0,001	1,1	1,0

Le package {performance} propose quant à lui une fonction performance::check_collinearity() pour le calcul des FIV et de leur intervalle de confiance.

```
mod |> performance::check_collinearity()
```

Check for Multicollinearity

Low Correlation

Term	VIF	VIF	95% CI	Increased	SE	${\tt Tolerance}$	Tolerance	95% CI
sexe	1.02	[1.00,	1.16]	1.	01	0.98	[0.86,	1.00]
groupe_ages	1.75	[1.64,	1.86]	1.	32	0.57	[0.54,	0.61]
etudes	1.81	[1.70,	1.93]	1.	35	0.55	[0.52,	0.59]
heures.tv	1.06	[1.02,	1.13]	1.	03	0.95	[0.88,	0.98]

Les variables avec un FIV entre 5 et 10 sont présentées comme ayant une corrélation moyenne et celles avec un FIV de 10 ou plus une corrélation forte. Prenons un autre exemple.

```
mod2 <- lm(mpg ~ wt + am + gear + vs * cyl, data = mtcars)
mc <- mod2 |> performance::check_collinearity()
```

 ${\tt Model\ has\ interaction\ terms.\ VIFs\ might\ be\ inflated.}$

You may check multicollinearity among predictors of a model without interaction terms.

mc

Check for Multicollinearity

Low Correlation

```
Term VIF VIF 95% CI Increased SE Tolerance Tolerance 95% CI wt 3.64 [ 2.46, 5.77] 1.91 0.27 [0.17, 0.41] am 4.32 [ 2.88, 6.89] 2.08 0.23 [0.15, 0.35] gear 3.06 [ 2.11, 4.82] 1.75 0.33 [0.21, 0.47]
```

Moderate Correlation

```
Term VIF VIF 95% CI Increased SE Tolerance Tolerance 95% CI cyl 7.87 [ 5.03, 12.70] 2.80 0.13 [0.08, 0.20]
```

High Correlation

```
Term VIF VIF 95% CI Increased SE Tolerance Tolerance 95% CI vs 38.55 [23.69, 63.15] 6.21 0.03 [0.02, 0.04] vs:cyl 25.79 [15.93, 42.16] 5.08 0.04 [0.02, 0.06]
```

Une représentation graphique des FIV peut être obtenue avec plot() appliquée au résultat de performance::check_collinearity().

```
plot(mc)
```

Variable `Component` is not in your data frame :/

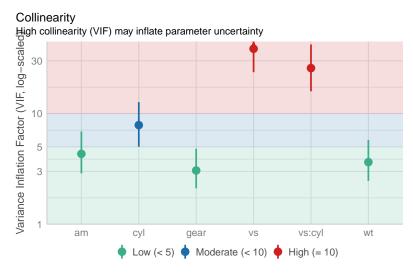


Figure 26.1: Représentation graphique des FIV d'un modèle

La fonction performance::print_md() peut être utilisée quant à elle pour une sortie des résultats dans un rapport markdown.

mc |> performance::print_md()

Table 26.2: Table des FIV d'un modèle

Term	VIF	VIF_C	CI <u>VIFw</u> C	I <u>S</u> Figfa	c Tor lerar	n T ©lerance_	Tallerlance_	_CI_high
wt	3.64	2.46	5.77	1.91	0.27	0.17	0.41	
am	4.32	2.88	6.89	2.08	0.23	0.15	0.35	
gear	3.06	2.11	4.82	1.75	0.33	0.21	0.47	
vs	38.55	23.69	63.15	6.21	0.03	0.02	0.04	
cyl	7.87	5.03	12.70	2.80	0.13	0.08	0.20	
vs:cy	125.79	15.93	42.16	5.08	0.04	0.02	0.06	

26.3 La multicolinéarité est-elle toujours un problème ?

Là encore, il n'y a pas de consensus sur cette question. Certains analystes considèrent que tout modèle où certains prédicteurs seraient colinéaires n'est pas valable. Dans le billet When Can You Safely Ignore Multicollinearity?, Paul Allison évoque quant à lui des situations où la multicolinéarité peut être ignorée en toute sécurité. Le texte ci-dessous est une traduction de ce billet.

1. Les variables avec des FIV élevés sont des variables de contrôle, et les variables d'intérêt n'ont pas de FIV élevés.

Voici le problème de la multicolinéarité : ce n'est un problème que pour les variables qui sont colinéaires. Il augmente les erreurs-types de leurs coefficients et peut rendre ces coefficients instables de plusieurs façons. Mais tant que les variables colinéaires ne sont utilisées que comme variables de contrôle, et qu'elles ne sont pas colinéaires avec vos variables d'intérêt, il n'y a pas de problème. Les coefficients des variables d'intérêt ne sont pas affectés et la performance des variables de contrôle n'est pas altérée.

Voici un exemple tiré de ces propres travaux : l'échantillon est constitué de collèges américains, la variable dépendante est le taux d'obtention de diplôme et la variable d'intérêt est un indicateur (factice) pour les secteurs public et privé. Deux variables de contrôle sont les scores moyens au SAT et les scores moyens à l'ACT pour l'entrée en première année. Ces deux variables ont une corrélation supérieure à ,9, ce qui correspond à des FIV d'au moins 5,26 pour chacune d'entre elles. Mais le FIV pour l'indicateur public/privé n'est que de 1,04. Il n'y a donc pas de problème à se préoccuper et il n'est pas nécessaire de supprimer l'un ou l'autre des deux contrôles, à condition que l'on ne cherche pas à interpréter ou comparer l'un par rapport à l'autre les coefficients de ces deux variables de contrôle.

2. Les FIV élevés sont causés par l'inclusion de puissances ou de produits d'autres variables.

Si vous spécifiez un modèle de régression avec x et x^2 , il y a de bonnes chances que ces deux variables soient fortement corrélées. De même, si votre modèle a x, z et xz, x et z sont susceptibles d'être fortement corrélés avec leur produit. Il n'y a pas de quoi s'inquiéter, car la valeur p de xz n'est pas affectée par la multicolinéarité. Ceci est facile à démontrer : vous pouvez réduire considérablement les corrélations en centrant les variables (c'est-à-dire en soustrayant leurs moyennes) avant de créer les puissances ou les produits. Mais la valeur p pour x^2 ou pour xz sera exactement la même, que l'on centre ou non. Et tous les résultats pour les autres variables (y compris le \mathbb{R}^2 mais sans les termes d'ordre inférieur) seront les mêmes dans les deux cas. La multicolinéarité n'a donc pas de conséquences négatives.

3. Les variables avec des FIV élevés sont des variables indicatrices (factices) qui représentent une variable catégorielle avec trois catégories ou plus.

Si la proportion de cas dans la catégorie de référence est faible, les variables indicatrices auront nécessairement des FIV élevés, même si la variable catégorielle n'est pas associée à d'autres variables dans le modèle de régression.

Supposons, par exemple, qu'une variable de l'état matrimonial comporte trois catégories : actuellement marié, jamais marié et anciennement marié. Vous choisissez anciennement marié comme catégorie de référence, avec des variables d'indicateur pour les deux autres. Ce qui se passe, c'est que la corrélation entre ces deux indicateurs devient plus négative à mesure que la fraction de personnes dans la catégorie de référence diminue. Par exemple, si 45 % des personnes ne sont jamais mariées, 45 % sont mariées et 10 % sont anciennement mariées, les valeurs du FIV pour les personnes mariées et les personnes jamais mariées seront d'au moins 3,0.

Est-ce un problème ? Eh bien, cela signifie que les valeurs p des variables indicatrices peuvent être élevées. Mais le test global selon lequel tous les indicateurs ont des coefficients de zéro n'est pas affecté par des FIV élevés. Et rien d'autre dans la régression n'est affecté. Si vous voulez vraiment éviter des FIV élevés, il suffit de choisir une catégorie de référence avec une plus grande fraction des cas. Cela peut être souhaitable pour éviter les situations où aucun des indicateurs individuels n'est

statistiquement significatif, même si l'ensemble des indicateurs est significatif.

26.4 webin-R

La multicolinéarité est abordée dans le webin-R#07 (r'egression logistique partie 2) sur YouTube.

https://youtu.be/BUo9i7XTLYQ

partie IV

Données pondérées avec survey

27 Définir un plan d'échantillonnage

Lorsque l'on travaille avec des données d'enquêtes, il est fréquent que les données soient **pondérées**. Cette pondération est nécessaire pour assurer la représentativité des données lorsque les participants ont été sélectionnés avec des probabilités variables. C'est par exemple le cas lorsqu'on réalise une enquête en grappes et/ou stratifiée.

De nombreuses fonctions acceptent une variable de pondération. Cependant, la simple prise en compte de la pondération est souvent insuffisante si l'on ne tient pas compte du plan d'échantillonnage de l'enquête. 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.

Diverses fonctions de **R** peuvent prendre en compte une variable de pondération. Mais, en règle générale, elles sont incapables de tenir compte du plan d'échantillonnage. Il est donc préférable de privilégier le package {survey} qui est spécialement dédié au traitement d'enquêtes ayant des techniques d'échantillonnage et de pondération potentiellement très complexes. {survey} peut également être utilisée pour des pondérations simples.

27.1 Différents types d'échantillonnage

L'échantillonnage aléatoire simple ou échantillonnage équiprobable est une méthode pour laquelle tous les échan-

tillons 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 une 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*⁴⁸ (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 aléatoire simple.

27.2 Avec survey::svydesign()

La fonction survey::svydesign() accepte plusieurs arguments décrits en détail sur sa page d'aide (obtenue avec la commande ?svydesign).

⁴⁸ Vaste programme d'enquêtes réalisées à intervalles réguliers dans les pays à faible et moyen revenu, disponibles sur https://dhsprogram.com/.

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 /grappe 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.

On peut tout à fait définir un **échantillonnage aléatoire** simple (on considère donc que toutes les observations ont

le même poids, égal à 1). Pour rappel, en l'absence de clusters/grappes, il faut préciser ids = ~ 1, ce paramètre n'ayant pas de valeur par défaut.

```
p_iris <- survey::svydesign(
  ids = ~ 1,
  data = iris
)</pre>
```

Warning in svydesign.default(ids = ~1, data = iris): No weights or probabilities supplied, assuming equal probability

```
p_iris
```

```
Independent Sampling design (with replacement)
survey::svydesign(ids = ~1, data = iris)
```

Pour un jeu de données **simplement pondéré** (chaque ligne représente plusieurs observations) :

0

```
titanic <- dplyr::as_tibble(Titanic)
titanic |> labelled::look_for()
```

pos variable label col_type missing values
1 Class - chr 0
2 Sex - chr 0

3 Age - chr 0 4 Survived - chr 0

4 Survived - chr 5 n - dbl

```
p_titanic <- survey::svydesign(
  ids = ~ 1,
  data = titanic,
  weights = ~ n
)
p_titanic</pre>
```

```
Independent Sampling design (with replacement)
survey::svydesign(ids = ~1, data = titanic, weights = ~n)
```

Pour un **échantillon stratifié** pour lequel les strates sont indiquées dans la variable stype et les poids indiquées dans la variable pw.

```
data("api", package = "survey")
p_strates <- survey::svydesign(
  id = ~ 1,
    strata = ~ stype,
  weights = ~ pw,
  data = apistrat
)
p_strates</pre>
```

```
Stratified Independent Sampling design (with replacement)
survey::svydesign(id = ~1, strata = ~stype, weights = ~pw, data = apistrat)
```

Pour une **enquête en grappes à 1 degré**, pour laquelle l'identifiant des grappes (*clusters*) est indiqué par la variable *dnum*.

```
data("api", package = "survey")
p_grappes <- survey::svydesign(
  id = ~ dnum,
  weights = ~ pw,
  data = apiclus1
)
p_grappes</pre>
```

```
1 - level Cluster Sampling design (with replacement)
With (15) clusters.
survey::svydesign(id = ~dnum, weights = ~pw, data = apiclus1)
```

Voici un exemple un peu plus complexe d'une **enquête en grappes à deux degrés** (les deux niveaux étant donnés par les variables *dnum* et *snum*). Les poids ne sont pas fournis mais

la taille des grappes est connue et renseignée dans les variables fpc1 et fpc2 que nous pourrons donc transmettre via l'argument fpc.

```
data("api", package = "survey")
p_grappes2 <- survey::svydesign(
   id = ~ dnum + snum,
   fpc = ~ fpc1 + fpc2,
   data = apiclus2
)
p_grappes2

2 - level Cluster Sampling design
With (40, 126) clusters.
survey::svydesign(id = ~dnum + snum, fpc = ~fpc1 + fpc2, data = apiclus2)</pre>
```

Dans le cas présent, {survey} a calculé les poids s'appliquant à chaque individu. On peut les obtenir avec la fonction weights(), en l'occurrence avec p_grappes2 |> weights().

Enfin, prenons l'exemple d'une Enquête $D\'{e}mographique$ et de $Sant\'{e}$. 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 utiliser 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 milieu 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 :

```
eds$poids <- eds$V005/1000000
p_eds <- survey::svydesign(
   ids = ~ V021,
   data = eds,</pre>
```

```
strata = ~ V022,
weights = ~ poids
)
```

27.3 Avec srvyr::as_survey_design()

Dans le prochain chapitre (cf. Chapitre 28), nous aborderons le package {srvyr} qui est aux objets {survey} ce que {dplyr} est aux tableaux de données : plus précisément, ce package étend les verbes de {dplyr} aux plans d'échantillonnage complexe.

La fonction srvyr::as_survey_design() est équivalente à survey::svydesign() mais avec quelques différences:

- le paramètre ids dispose d'une valeur par défaut et on peut l'ignorer en l'absence de grappes ;
- les variables ne sont pas spécifiées avec une formule mais avec les mêmes sélecteurs que dplyr::select();
- l'objet renvoyé est à la fois du type "survey.design" et du type "tbl_svy", une sorte de *tibble* pour les objets {survey}.

Reprenons nos exemples précédents en commençant par un échantillonnage aléatoire simple.

```
t_iris <- iris |>
    srvyr::as_survey_design()
t_iris

Independent Sampling design (with replacement)
Called via srvyr
Sampling variables:
    - ids: '1'
Data variables: Sepal.Length (dbl), Sepal.Width (dbl), Petal.Length (dbl),
    Petal.Width (dbl), Species (fct)
class(t_iris)
```

```
"survey.design2" "survey.design"
[1] "tbl_svy"
Pour un jeu de données simplement pondéré (chaque ligne
représente plusieurs observations):
  titanic <- dplyr::as_tibble(Titanic)</pre>
  t_titanic <- titanic |>
    srvyr::as_survey_design(weights = n)
  t_titanic
Independent Sampling design (with replacement)
Called via srvyr
Sampling variables:
 - ids: `1`
- weights: n
Data variables: Class (chr), Sex (chr), Age (chr), Survived (chr), n (dbl)
Pour un échantillon stratifié pour lequel les strates sont in-
diquées dans la variable stype et les poids indiquées dans la
variable pw.
  data("api", package = "survey")
  t_strates <- apistrat |>
    srvyr::as_survey_design(strata = stype, weights = pw)
  t_strates
Stratified Independent Sampling design (with replacement)
Called via srvyr
Sampling variables:
- ids: `1`
- strata: stype
 - weights: pw
Data variables: cds (chr), stype (fct), name (chr), sname (chr), snum (dbl),
  dname (chr), dnum (int), cname (chr), cnum (int), flag (int), pcttest (int),
  api00 (int), api99 (int), target (int), growth (int), sch.wide (fct),
  comp.imp (fct), both (fct), awards (fct), meals (int), ell (int), yr.rnd
  (fct), mobility (int), acs.k3 (int), acs.46 (int), acs.core (int), pct.resp
  (int), not.hsg (int), hsg (int), some.col (int), col.grad (int), grad.sch
  (int), avg.ed (dbl), full (int), emer (int), enroll (int), api.stu (int), pw
```

(dbl), fpc (dbl)

Pour une **enquête en grappes à 1 degré**, pour laquelle l'identifiant des grappes (*clusters*) est indiqué par la variable *dnum*.

```
data("api", package = "survey")
  t_grappes <- apiclus1 |>
      srvyr::as_survey_design(id = dnum, weights = pw)
  t_grappes
1 - level Cluster Sampling design (with replacement)
With (15) clusters.
Called via srvyr
Sampling variables:
- ids: dnum
- weights: pw
Data variables: cds (chr), stype (fct), name (chr), sname (chr), snum (dbl),
  dname (chr), dnum (int), cname (chr), cnum (int), flag (int), pcttest (int),
  api00 (int), api99 (int), target (int), growth (int), sch.wide (fct),
  comp.imp (fct), both (fct), awards (fct), meals (int), ell (int), yr.rnd
  (fct), mobility (int), acs.k3 (int), acs.46 (int), acs.core (int), pct.resp
  (int), not.hsg (int), hsg (int), some.col (int), col.grad (int), grad.sch
  (int), avg.ed (dbl), full (int), emer (int), enroll (int), api.stu (int), fpc
  (dbl), pw (dbl)
```

Voici un exemple un peu plus complexe d'une **enquête en grappes à deux degrés** (les deux niveaux étant donnés par les variables dnum et snum). Les poids ne sont pas fournis mais la taille des grappes est connue et renseignée dans les variables fpc1 et fpc2 que nous pourrons donc transmettre via l'argument fpc.

```
data("api", package = "survey")
data("api", package = "survey")
t_grappes2 <- apiclus2 |>
    srvyr::as_survey_design(id = c(dnum, snum), fpc = c(fpc1, fpc2))
t_grappes2
```

2 - level Cluster Sampling design With (40, 126) clusters.

```
Called via srvyr
Sampling variables:
    - ids: `dnum + snum`
    - fpc: `fpc1 + fpc2`
Data variables: cds (chr), stype (fct), name (chr), sname (chr), snum (dbl),
    dname (chr), dnum (int), cname (chr), cnum (int), flag (int), pcttest (int),
    api00 (int), api99 (int), target (int), growth (int), sch.wide (fct),
    comp.imp (fct), both (fct), awards (fct), meals (int), ell (int), yr.rnd
    (fct), mobility (int), acs.k3 (int), acs.46 (int), acs.core (int), pct.resp
    (int), not.hsg (int), hsg (int), some.col (int), col.grad (int), grad.sch
    (int), avg.ed (dbl), full (int), emer (int), enroll (int), api.stu (int), pw
    (dbl), fpc1 (dbl), fpc2 (int[1d])
```

Enfin, prenons l'exemple d'une Enquête $D\'{e}mographique$ et de $Sant\'{e}$. 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 utiliser 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 milieu 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 :

```
eds$poids <- eds$V005/1000000
t_eds <- eds |>
    srvyr::as_survey_design(
    ids = V021,
    strata = V022,
    weights = poids
)
```

27.4 webin-R

La statistique univariée est présentée dans le webin-R #10 (données pondérées, plan d'échantillonnage complexe & survey) sur YouTube.

 $\rm https://youtu.be/aXCn9SyhcTE$

28 Manipulation de données pondérées

L'objet créé avec survey::svydesign() ou srvyr::as_survey_design() n'est plus un tableau de données, mais plutôt un tableau de données auquel est attaché un plan d'échantillonnage. Les colonnes du tableau d'origine ne sont plus directement accessibles avec l'opérateur \$. En fait, elles sont stockées dans un sous-objet \$variables.

```
titanic <- dplyr::as_tibble(Titanic)
t_titanic <- titanic |>
    srvyr::as_survey_design(weights = n)
t_titanic$variables |> dplyr::glimpse()
```

Il n'est pas aisé de modifier des variables dans un objet de ce type. 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 définir le plan d'échantillonnage et de procéder aux analyses.

Si l'on souhaite manipuler les données, le plus simple est d'avoir recours au package {srvyr} qui étend les verbes de {dplyr} (cf. Chapitre 8) aux objets {survey}.

28.1 Utilisation de {srvyr}

```
{srvyr} fournit les verbes srvyr::select() et srvyr::filter()
pour sélectionner respectivement des colonnes et des lignes.
  library(srvyr)
Attachement du package : 'srvyr'
L'objet suivant est masqué depuis 'package:stats':
    filter
  t_titanic |> select(Sex, Age)
Independent Sampling design (with replacement)
Called via srvyr
Sampling variables:
- ids: `1`
- weights: n
Data variables: Sex (chr), Age (chr)
  t_titanic |> filter(Sex == "Female")
Independent Sampling design (with replacement)
Called via srvyr
Sampling variables:
- ids: `1`
- weights: n
Data variables: Class (chr), Sex (chr), Age (chr), Survived (chr), n (dbl)
On peut aussi utiliser srvyr::pull() pour extraire le contenu
d'une colonne ou srvyr::drop_na() pour supprimer les obser-
vations contenant des valeurs manquantes.
```

Avertissement

Par contre, le verbe arrange() (tri du tableau) ou encore les fonctions de jointures (telles que left_join()) ne sont pas implémentées car ce type d'opération entraînerait des modifications du plan d'échantillonnage. Il est donc préférable de réaliser ce type d'opérations avant la déclaration du plan d'échantillonnage (quand les données sont donc encore stockées dans un tableau de données classiques).

```
srvyr fournit également le verbe srvyr::summarize()
permettant de calculer des statistiques sur l'ensemble du
fichier ou par sous-groupe (en combinant summarize() avec
group_by()). Afin de prendre en compte correctement la
pondération et le plan d'échantillonnage, srvyr fournit des
fonctions adaptées pour un usage au sein de summarize() :
srvyr::survey_mean(), srvyr::survey_total(), srvyr::survey_prop(),
srvyr::survey_ratio(), srvyr::survey_quantile()
encore srvyr::survey_median().
  t_titanic |>
    group_by(Sex, Class, Survived) |>
    summarise(taux_survie = survey_prop()) |>
    filter(Survived == "Yes")
When `proportion` is unspecified, `survey_prop()` now defaults to `proportion = TRUE`.
i This should improve confidence interval coverage.
This message is displayed once per session.
Warning: There were 24 warnings in `dplyr::summarise()`.
The first warning was:
i In argument: `taux survie = survey prop()`.
i In group 1: `Sex = "Female"`, `Class = "1st"`, `Survived = "No"`.
Caused by warning in `summary.glm()`:
! les observations de poids nul n'ont pas été utilisées pour le calcul de la dispersion
i Run `dplyr::last_dplyr_warnings()` to see the 23 remaining warnings.
# A tibble: 8 x 5
# Groups:
            Sex, Class [8]
```

	Sex	${\tt Class}$	${\tt Survived}$	taux_survie	taux_survie_se
	<chr></chr>	<chr></chr>	<chr></chr>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>
1	${\tt Female}$	1st	Yes	0.972	0.0384
2	${\tt Female}$	2nd	Yes	0.877	0.145
3	${\tt Female}$	3rd	Yes	0.459	0.306
4	${\tt Female}$	Crew	Yes	0.870	0.163
5	Male	1st	Yes	0.344	0.312
6	Male	2nd	Yes	0.140	0.150
7	Male	3rd	Yes	0.173	0.183
8	Male	Crew	Yes	0.223	0.249

28.2 Lister / Rechercher des variables

La fonction labelled::look_for(), que nous avons déjà abordée (cf. Section 4.3), est compatible avec les objets {survey} et peut donc être utilisée pour lister ou rechercher des variables.

```
t_titanic <- titanic |>
   labelled::set_variable_labels(
     Class = "Class du passager",
     Sex = "Sexe du passager",
     Age = "Enfant ou adulte ?",
     Survived = "A survécu au naufrage ?",
     n = "Nombre d'observations"
   srvyr::as_survey_design(weights = n)
 t_titanic |> labelled::look_for()
pos variable label
                                      col_type missing values
    Class
             Class du passager
                                      chr
                                               0
2
                                               0
    Sex
             Sexe du passager
                                      chr
3
             Enfant ou adulte ?
                                      chr
                                               0
    Age
4
    Survived A survécu au naufrage ? chr
                                               0
5
             Nombre d'observations
                                      dbl
                                               0
```

```
t_titanic |> labelled::look_for("nau")
```

```
pos variable label col_type missing values
4 Survived A survécu au naufrage ? chr 0
```

28.3 Extraire un sous-échantillon

Si l'on souhaite travailler sur un sous-échantillon de l'enquête, il importe de définir le plan d'échantillonnage sur l'ensemble du jeu de données **avant** de procéder à la sélection des observations.

La fonction classique pour sélectionner des lignes est subset(). Cependant, elle a un inconvénient lorsque nos données comportent des étiquettes de variables (cf. Chapitre 11) ou de valeurs (Chapitre 12), car les étiquettes ne sont pas conservées après l'opération.

On préférera donc avoir recours à srvyr::filter() qui conservent les attributs associés aux colonnes du tableau de données.

```
t_subset <- t_titanic |> subset(Sex == "Female")
 t_subset |> labelled::look_for()
pos variable label col_type missing values
1
    Class
                    chr
2
    Sex
                             0
                    chr
3
                             0
    Age
                    chr
4
    Survived -
                   chr
                             0
5
                             0
                   dbl
 t_filter <- t_titanic |> filter(Sex == "Female")
 t_filter |> labelled::look_for()
pos variable label
                                      col_type missing values
1
    Class
             Class du passager
                                      chr
                                                0
2
                                                0
    Sex
             Sexe du passager
                                      chr
3
                                                0
             Enfant ou adulte ?
                                       chr
    Age
4
    Survived A survécu au naufrage ? chr
                                                0
5
             Nombre d'observations
                                      dbl
                                                0
```

29 Analyses uni- et bivariées pondérées

29.1 La fonction tbl_svysummary()

Dans les chapitres sur la statistique univariée (cf. Chapitre 18) et la statistique bivariée (cf. Chapitre 19), nous avons abordé la fonction gtsummary::tbl_summary() qui permet de générer des tris à plats et des tableaux croisés prêts à être publiés.

Son équivalent pour les objets {survey} existe : il s'agit de la fonction gtsummary::tbl_svysummary() qui fonctionne de manière similaire.

Pour illustrer son fonctionnement, nous allons utiliser le jeu de données fecondite fournit dans le package {questionr}. Ce jeu de données fournit un tableau de données femmes comportant une variable poids de pondération que nous allons utiliser. Les données catégorielles étant stockées sous forme de vecteurs numériques avec étiquettes de valeurs (cf. Chapitre 12), nous allons les convertir en facteurs avec labelled::unlabelled(). De même, certaines valeurs manquantes sont indiquées sous formes de user NAs (cf. Section 13.2): nous allons les convertir en valeurs manquantes classiques (regular NAs) avec labelled::user_na_to_na().

```
data("fecondite", package = "questionr")
library(srvyr)
```

Attachement du package : 'srvyr'

L'objet suivant est masqué depuis 'package:stats':

```
filter
```

```
dp <- femmes |>
    labelled::user_na_to_na() |>
    labelled::unlabelled() |>
    as_survey_design(weights = poids)
dp

Independent Sampling design (with replacement)
Called via srvyr
Sampling variables:
    ids: `1`
    weights: poids
Data variables: id_femme (dbl), id_menage (dbl), poids (dbl), date_entretien (date), date_naissance (date), age (dbl), milieu (fct), region (fct), educ (fct), travail (fct), matri (fct), religion (fct), journal (fct), radio (fct), tv (fct), nb_enf_ideal (dbl), test (fct)
```

Chargeons {gtsummary} et définissons le français comme langue de rendu des tableaux.

```
library(gtsummary)
theme_gtsummary_language(
  language = "fr",
  decimal.mark = ",",
  big.mark = " "
)
```

Setting theme `language: fr`

Pour réaliser un tableau croisé, il nous suffit d'appeler gtsummary::tbl_svysummary() de la même manière que l'on aurait procédé avec gtsummary::tbl_summary(). En arrière plan, gtsummary::tbl_svysummary() appellera les différentes fonctions statistiques de {survey} : la pondération ainsi que les spécificités du plan d'échantillonnage seront donc correctement prises en compte.

```
dp |>
  tbl_svysummary(
    by = milieu,
    include = c(age, educ, travail)
) |>
  add_overall(last = TRUE) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 29.1: Tableau croisé sur des données pondérées

	unbain		
Caractéristique	urbain, N = 1 026	rural, N = 1 002	Total, N = 2 027
_			
Âge révolu (en années)	26 (20 –	,	27 (21 –
à la date de passation	33)	36)	35)
du questionnaire			
Niveau d'éducation			
aucun	414	681	1095
	(40%)	(68%)	(54%)
primaire	251	257	507
	(24%)	(26%)	(25%)
secondaire	303	61	364
	(30%)	(6,1%)	(18%)
supérieur	58	3(0,3%)	61
_	(5,7%)	, ,	(3,0%)
A un emploi ?			
non	401	269	670
	(39%)	(27%)	(33%)
oui	621	731	1 351
	(61%)	(73%)	(67%)
Manquant	5	1	6

Important

Par défaut, les effectifs (ainsi que les pourcentages et autres statistiques) affichés sont pondérés. Il est important de bien comprendre ce que représentent ces effectifs pondérés pour les interpréter correctement. Pour cela, il faut savoir comment les poids de l'enquête ont été calculés.

Dans certains cas, lorsque la population totale est connue, la somme des poids est égale à cette population totale dans laquelle l'échantillon a été tiré au sort. Les effectifs pondérés représentent donc une estimation des effectifs dans la population totale et ne représentent en rien le nombre d'observations dans l'enquête.

Dans d'autres enquêtes, les poids sont générés de telle manière que la somme des poids correspondent au nombre total de personnes enquêtées. Dans ce genre de situation, on a souvent tendance, à tort, à interpréter les effectifs pondérés comme un nombre d'observations. Or, il peut y avoir un écart important entre le nombre d'observations dans l'enquête et les effectifs pondérés.

On pourra éventuellement présenter séparéle d'observations (i.e. effecment nombre les tifs non pondérés) et les proportions pondérées. gtsummary::tbl_svysummary() fournit justement à la fois ces données pondérées et non pondérées. Il est vrai que cela nécessite quand même quelques manipulations. Pour les cellules, on précisera le type d'effectifs à afficher avec l'argument statistic. Pour personnaliser l'affiche du nombre de valeurs manquantes, cela doit se faire à un niveau plus global via gtsummary::set gtsummary theme(). Enfin, on passera par gtsummary::modify_header() pour personnaliser les en-têtes de colonne.

```
set_gtsummary_theme(
  list("tbl_summary-str:missing_stat" = "{N_miss_unweighted} obs.")
)
dp |>
  tbl_svysummary(
  by = milieu,
  include = c(educ, travail),
   statistic = all_categorical() ~ "{p}% ({n_unweighted} obs.)",
  digits = all_categorical() ~ c(1, 0)
) |>
  modify_header(
  all_stat_cols() ~ "**{level}** ({n_unweighted} obs.)"
) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

urbain (912					
Caractéristique	obs.)	rural (1088 obs.)			
Niveau					
d'éducation					
aucun	40,3% (375 obs.)	$68,0\% \ (763 \ \text{obs.})$			
primaire	24,4% (213 obs.)	25,6% (247 obs.)			
secondaire	29,5% (275 obs.)	6.1% (73 obs.)			
supérieur	5.7% (49 obs.)	0.3% (5 obs.)			
A un emploi?					
non	39,2% (370 obs.)	26,9% (296 obs.)			
oui	60.8% (537 obs.)	73,1% (790 obs.)			
Manquant	5 obs.	2 obs.			

Il faut noter qu'une modification du thème impactera tous les tableaux suivants, jusqu'à ce que le thème soit à nouveau modifié ou bien que l'on fasse appel à gtsummary::reset_gtsummary_theme().

29.2 Calcul manuel avec {survey}

Lorsque l'on travail avec un plan d'échantillonnage, on ne peut utiliser les fonctions statistiques classiques de **R**. On aura recours à leurs équivalents fournis par {survey} :

- survey::svymean(), survey::svyvar(), survey::svytotal(), survey::svyquantile() : moyenne, variance, total, quantiles
- survey::svytable(): tri à plat et tableau croisé
- survey::svychisq():test du ²
- survey::svyby(): statistiques selon un facteur
- survey::svyttest(): test t de Student de comparaison de moyennes
- survey::svyciprop(): intervalle de confiance d'une proportion
- survey::svyratio(): ratio de deux variables continues

Ces fonctions prennent leurs arguments sous forme de formules pour spécifier les variables d'intérêt.

```
survey::svymean(~ age, dp)

mean     SE
age 28.468 0.2697

survey::svymean(~ age, dp) |> confint()

2.5 %     97.5 %
age 27.93931 28.99653

survey::svyquantile(~age, dp, quantile = c(0.25, 0.5, 0.75), ci = TRUE)
```

```
$age
```

```
quantile ci.2.5 ci.97.5 se
0.25 21 21 22 0.2549523
0.5 27 27 28 0.2549523
0.75 35 35 37 0.5099045
attr(,"hasci")
[1] TRUE
```

[1] TRUE
attr(,"class")
[1] "newsvyquantile"

Les tris à plat se déclarent en passant comme argument le nom de la variable précédé d'un tilde (\sim), tandis que les tableaux croisés utilisent les noms des deux variables séparés par un signe plus (+) et précédés par un tilde (\sim)⁴⁹.

```
<sup>49</sup> Cette syntaxe est similaire à celle de xtabs().
```

```
survey::svytable(~region, dp)
```

region

Nord Est Sud Ouest 611.0924 175.7404 329.2220 911.2197

```
survey::svytable(~milieu + educ, dp)
```

educ

```
milieu aucun primaire secondaire supérieur
urbain 413.608780 250.665214 303.058978 58.412688
rural 681.131096 256.694363 61.023980 2.679392
```

La fonction questionr::freq() peut être utilisée si on lui passe en argument non pas la variable elle-même, mais son tri à plat obtenu avec survey::svytable():

```
survey::svytable(~region, dp) |>
questionr::freq(total = TRUE)
```

```
n % val%
Nord 611.1 30.1 30.1
Est 175.7 8.7 8.7
Sud 329.2 16.2 16.2
Ouest 911.2 44.9 44.9
Total 2027.3 100.0 100.0
```

Les fonctions questionr::rprop() et questionr::cprop() peuvent être utilisées pour calculer les pourcentages en ligne ou en colonne.

```
survey::svytable(~milieu + educ, dp) |>
questionr::cprop()
```

educ

```
milieu aucun primaire secondaire supérieur Ensemble urbain 37.8 49.4 83.2 95.6 50.6 rural 62.2 50.6 16.8 4.4 49.4 Total 100.0 100.0 100.0 100.0 100.0
```

Le principe de la fonction survey::svyby() est similaire à celui de tapply() (cf. Section 19.2.3). Elle permet de calculer des statistiques selon plusieurs sous-groupes définis par un facteur.

```
survey::svyby(~age, ~region, dp, survey::svymean)

region age se
Nord Nord 29.03299 0.4753268
Est Est 27.54455 0.5261669
Sud Sud 28.96830 0.6148223
```

29.3 Intervalles de confiance et tests statistiques

Ouest Ouest 28.08626 0.4458201

La fonction gtsummary::add_ci() peut être appliquée à des tableaux produits avec gtsummary::tbl_svysummary()⁵⁰. Les

Cela requiert une version récente(1.7.0) de {gtsummary}.

méthodes utilisées sont adaptées à la prise en compte d'un plan d'échantillonnage. On se référera à la document de la fonction pour plus de détails sur les méthodes statistiques utilisées. **Rappel :** pour les variables continues, on sera vigilant à ce que la statistique affichée (médiane par défaut) corresponde au type d'intervalle de confiance calculé (moyenne par défaut).

```
dp |>
  tbl_svysummary(
   include = c(age, region),
   statistic = all_continuous() ~ "{mean} ({sd})"
  ) |>
  add_ci() |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 29.3: Intervalles de confiance avec prise en compte du plan d'échantillonnage

Caractéristique	$egin{array}{c} N=2 \ 027 \end{array}$	95% CI
Âge révolu (en années) à la date de passation du questionnaire	28 (9)	28, 29
Région de résidence		
Nord	611	28%,
	(30%)	33%
Est	176	7,7%,
	(8,7%)	$9,\!8\%$
Sud	329	14%,
	(16%)	18%
Ouest	911	42%,
	(45%)	48%

De même, on peut aisément effectuer des tests de comparaison avec gtsummary::add_p(). Là aussi, les tests utilisés sont des

adaptations des tests classiques avec différentes corrections pour tenir compte à la fois de la pondération et du plan d'échantillonnage.

```
dp |>
  tbl_svysummary(
    include = c(age, region),
    by = milieu
) |>
  add_p() |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 29.4: Tests de comparaison avec prise en compte du plan d'échantillonnage

	${\bf urbain},$		
	N = 1	rural, N	p -
Caractéristique	026	= 1~002	valeur
Âge révolu (en années) à	26 (20 –	28 (22 –	<0,001
la date de passation du	33)	36)	
questionnaire			
Région de résidence			< 0,001
Nord	265	346	
	(26%)	(35%)	
Est	$48 \ (4.7\%)$	128	
		(13%)	
Sud	79~(7,7%)	250	
		(25%)	
Ouest	633	278	
	(62%)	(28%)	

29.4 Impact du plan d'échantillonnage

Lorsque l'on calcul des proportions, moyennes ou médianes pondérées, seuls les poids entrent en ligne de compte. Le plan d'échantillonnage (strates et/ou grappes) n'a de son côté pas d'effet. Par contre, le plan d'échantillonnage a un impact important sur le calcul des variances et, par extension, sur le calcul des intervalles de confiance et des tests de comparaison.

Pour illustrer cela, nous allons considérer un même jeu de données, avec la même variable de poids, mais en faisant varier la présence de strates et de grappes.

Commençons par regarder le jeu de données *apistrat* fourni par {survey}.

```
data("api", package = "survey")
  nrow(apistrat)
[1] 200
  summary(apistrat$pw)
  Min. 1st Qu.
                 Median
                           Mean 3rd Qu.
                                             Max.
 15.10
          19.05
                  32.28
                           30.97
                                   44.21
                                            44.21
  sum(apistrat$pw)
[1] 6194
```

Nous avons ici un tableau de données de 200 lignes, avec des poids variant entre 15 et 44. Nous pouvons définir une pondération simple et croiser deux variables.

```
d_ponderation_simple <- apistrat |>
   as_survey_design(weights = pw)
tbl <- survey::svytable(~ awards + yr.rnd, design = d_ponderation_simple)</pre>
```

```
yr.rnd
awards No Yes
No 2068.34 168.09
Yes 3274.06 683.51
```

Réalisons un test du Chi² entre ces deux variables. Si nous appliquions la fonction classique chisq.test() sur ce tableau, cette fonction considérait que nous avons 6194 observations (somme des poids) et dès lors nous obtiendrions une p-valeur très faible.

```
tbl |> chisq.test()
```

Pearson's Chi-squared test with Yates' continuity correction

```
data: tbl
X-squared = 113.84, df = 1, p-value < 2.2e-16</pre>
```

Le calcul précédent ne tient pas compte que nous n'avons que 200 observations dans notre échantillon. Refaisons le calcul survey::svychisq() qui est adaptée aux plans d'échantillonnage.

```
survey::svychisq(~ awards + yr.rnd, design = d_ponderation_simple)
```

Pearson's X^2: Rao & Scott adjustment

```
data: NextMethod()
F = 2.9162, ndf = 1, ddf = 199, p-value = 0.08926
```

Le résultat est ici tout autre et notre test n'est plus significatif au seuil de 5% ! Ici, les corrections de Rao & Scott permettent justement de tenir compte que nous avons un échantillon de seulement 200 observations.

Regardons maintenant si, à poids égal, il y a une différence entre une enquête stratifiée et une enquête en grappes.

```
# Pondération simple
  survey::svytable(~ awards + yr.rnd, design = d_ponderation_simple)
     yr.rnd
awards
           No
                  Yes
  No 2068.34 168.09
  Yes 3274.06 683.51
  survey::svychisq(~ awards + yr.rnd, design = d_ponderation_simple)
   Pearson's X^2: Rao & Scott adjustment
data: NextMethod()
F = 2.9162, ndf = 1, ddf = 199, p-value = 0.08926
  # Enquête stratifiée
  d_strates <- apistrat |>
    as_survey_design(weights = pw, strata = stype)
  survey::svytable(~ awards + yr.rnd, design = d_strates)
     yr.rnd
awards
           No
                  Yes
  No 2068.34 168.09
  Yes 3274.06 683.51
  survey::svychisq(~ awards + yr.rnd, design = d_strates)
   Pearson's X^2: Rao & Scott adjustment
data: NextMethod()
F = 2.9007, ndf = 1, ddf = 197, p-value = 0.09012
```

```
# Enquête en grappes
d_grappes <- apistrat |>
    as_survey_design(weights = pw, ids = dnum)
survey::svytable(~ awards + yr.rnd, design = d_grappes)

    yr.rnd
awards    No    Yes
    No    2068.34   168.09
    Yes    3274.06   683.51

survey::svychisq(~ awards + yr.rnd, design = d_grappes)

Pearson's X^2: Rao & Scott adjustment

data: NextMethod()
F = 3.1393, ndf = 1, ddf = 134, p-value = 0.0787
```

On le constate : dans les trois cas les tableaux croisés sont identiques, mais pour autant les trois p-valeurs diffèrent.

Dès lors qu'un calcul de variance est impliqué, la simple prise en compte des poids est insuffisante : il faut appliquer des corrections en fonction du plan d'échantillonnage!

Pas d'inquiétude, {survey} s'en occupe pour vous, dès lors que le plan d'échantillonnage a correctement été défini.

30 Graphiques pondérés

Le package {ggplot2} n'est compatible directement avec les objets {survey}. Cependant, il accepte une esthétique weight qui permet de définir une variable de pondération.



Avertissement

ATTENTION: les graphiques obtenus ne sont corrects qu'à la condition que seuls les poids soient nécessaires pour les construire, ce qui est le cas d'un nuage de points ou d'un diagramme en barres.

Par contre, si le calcul du graphique implique le calcul de variances, la représentation sera incorrecte. Par exemple, avec ggplot2::geom_smooth(), les intervalles de confiance affichés ne prendront pas correctement en compte le plan d'échantillonnage.

Reprenons le jeu de données fecondite que nous avons abordé dans le chapitre sur les analyses bivariées pondérées, cf. Chapitre 29. Les poids d'enquête y sont indiqués dans la colonne poids. Pour rappel, les données catégorielles étant stockées sous forme de vecteurs numériques avec étiquettes de valeurs (cf. Chapitre 12), nous allons les convertir en facteurs avec labelled::unlabelled().

```
data("fecondite", package = "questionr")
library(tidyverse)
```

```
-- Attaching core tidyverse packages ----- tidyverse 2.0.0 --
           1.1.1
v dplyr
                    v readr
                               2.1.4
v forcats
           1.0.0
                               1.5.0
                    v stringr
v ggplot2
           3.4.1
                    v tibble
                               3.2.1
v lubridate 1.9.2
                    v tidyr
                               1.3.0
```

```
v purrr 1.0.1
-- Conflicts ------ tidyverse_conflicts() --
x dplyr::filter() masks stats::filter()
x dplyr::lag() masks stats::lag()
i Use the conflicted package (<a href="http://conflicted.r-lib.org/">http://conflicted.r-lib.org/</a>) to force all conflicts to become
```

```
d <- labelled::unlabelled(femmes)</pre>
```

Pour réaliser un graphique, nous pouvons reprendre ce que nous avons vu dans notre chapitre introductif sur {ggplot2}, cf. Chapitre 17, en spécifiant simplement l'esthétique weight.

```
ggplot(d) +
  aes(x = region, fill = test, weight = poids) +
  geom_bar(position = "fill")
```

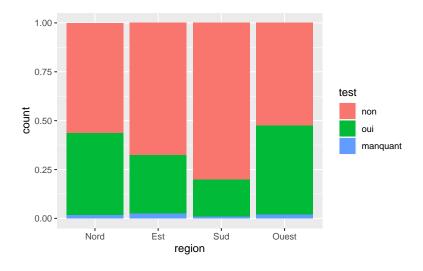


Figure 30.1: Un graphique en barres pondéré

Si l'on a déjà créé un objet {survey}, on peut obtenir les poids des observations avec la fonction weights(). Les données sont quant à elle accessibles via le sous-élément nommé variables.

```
library(srvyr)
```

Attachement du package : 'srvyr'

L'objet suivant est masqué depuis 'package:stats':

filter

```
dp <- femmes |>
  labelled::unlabelled() |>
  as_survey_design(weights = poids)

ggplot(dp$variables) +
  aes(x = region, fill = test, weight = weights(dp)) +
  geom_bar(position = "fill")
```

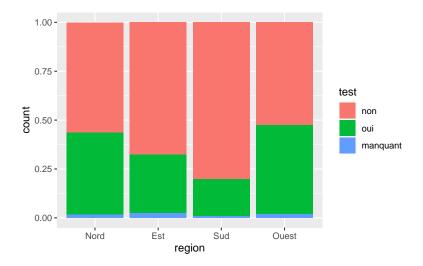


Figure 30.2: Un graphique en barres pondéré

Pour se faciliter les choses, on peut avoir directement recours à la fonction ggstats::ggsurvey(), que l'on utilisera à la place de ggplot2::ggplot(), et qui fait exactement la même chose que dans notre exemple précédent : on lui passe un objet de type {survey} et la fonction en extrait le sous-élément variables pour le passer à ggplot2::ggplot() et les poids qui sont automatiquement associés à l'esthétique weight.

Ainsi, le code de notre graphique précédent s'écrit tout simplement 51 :

```
ggstats::ggsurvey(dp) +
  aes(x = region, fill = test) +
  geom_bar(position = "fill")
```

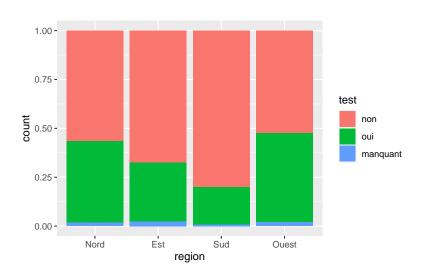


Figure 30.3: Un graphique en barres pondéré

⁵¹ Notez que les poids ont déjà été associés à la bonne esthétique et qu'il n'est donc pas nécessaire de le refaire dans l'appel à aes().

31 Régression logistique binaire pondérée

Nous avons abordé la régression logistique binaire non pondérée dans un chapitre dédié, cf. Chapitre 22. Elle se réalise classiquement avec la fonction glm() en spécifiant family = binomial.

Lorsque l'on utilise des données d'enquêtes, l'approche est similaire sauf que l'on aura recours à la fonction survey::svyglm() qui sait gérer des objets {survey} : non seulement la pondération sera prise en compte, mais le calcul des intervalles de confiance et des p-valeurs sera ajusté en fonction du plan d'échantillonnage.

31.1 Données des exemples

Nous allons reprendre les même données issues de l'enquête *Histoire de vie 2003*, mais en tenant compte cette fois-ci des poids de pondération fourni dans la variable *poids*.

```
library(tidyverse)
library(labelled)
data(hdv2003, package = "questionr")
d <-
   hdv2003 |>
   mutate(
    sexe = sexe |> fct_relevel("Femme"),
    groupe_ages = age |>
    cut(
        c(18, 25, 45, 65, 99),
        right = FALSE,
        include.lowest = TRUE,
```

```
labels = c("18-24 \text{ ans}", "25-44 \text{ ans}",
                 "45-64 ans", "65 ans et plus")
    ),
  etudes = nivetud |>
    fct_recode(
      "Primaire" = "N'a jamais fait d'etudes",
      "Primaire" = "A arrete ses etudes, avant la derniere annee d'etudes primaires",
      "Primaire" = "Derniere annee d'etudes primaires",
      "Secondaire" = "1er cycle",
      "Secondaire" = "2eme cycle",
      "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel court",
      "Technique / Professionnel" = "Enseignement technique ou professionnel long",
      "Supérieur" = "Enseignement superieur y compris technique superieur"
 ) |>
 fct_na_value_to_level("Non documenté")
) |>
set_variable_labels(
 sport = "Pratique un sport ?",
 sexe = "Sexe",
 groupe_ages = "Groupe d'âges",
 etudes = "Niveau d'études",
 relig = "Rapport à la religion",
 heures.tv = "Heures de télévision / jour",
 poids = "Pondération de l'enquête"
```

Il ne nous reste qu'à définir notre objet {survey} en spécifiant la pondération fournie avec l'enquête. La documentation ne mentionne ni strates ni grappes.

```
library(srvyr)
library(survey)
dp <- d |>
  as_survey_design(weights = poids)
```

31.2 Calcul de la régression logistique binaire

La syntaxe de survey::svyglm() est similaire à celle de glm() sauf qu'elle a un argument design au lieu de data.

La plupart du temps, les poids de pondération ne sont pas des nombres entiers, mais des nombres décimaux. Or, la famille de modèles binomiaux repose sur des nombres entiers de succès et d'échecs. Avec une version récente 52 de \mathbf{R} , cela n'est pas problématique. Nous aurons simplement un avertissement.

```
mod_binomial <- svyglm(</pre>
  sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig + heureseztwour un modèle quasi-binomial ou
  family = binomial,
  design = dp
)
```

Si vous utilisez une version ancienne de R, cela n'était tout simplement pas possible. Vous obteniez un message d'erreur et le modèle n'était pas calculé. Si c'est votre cas, opbien mettez à jour \mathbf{R} .

Warning in eval(family\$initialize): nombre de succès non entier dans un glm binomial!

Une alternative consiste à avoir recours à la famille quasibinomiale, que l'on spécifie avec family = quasibinomial et qui constitue une extension de la famille binomiale pouvant gérer des poids non entiers. La distribution quasi-binomiale, bien que similaire à la distribution binomiale, possède un paramètre supplémentaire qui tente de décrire une variance supplémentaire dans les données qui ne peut être expliquée par une distribution binomiale seule (on parle alors de surdispersion). Les coefficients obtenus sont les mêmes, mais les intervalles de confiance peuvent être un peu plus large.

```
mod_quasi <- svyglm(</pre>
  sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig + heures.tv,
  family = quasibinomial,
  design = dp
)
```

Simple, non?

31.3 Sélection de modèle

Comme précédemment, il est possible de procéder à une sélection de modèle pas à pas, par minimisation de l'AIC, avec step().

mod_quasi2 <- step(mod_quasi)</pre>

```
Start: AIC=2309.89
sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + relig + heures.tv
              Df Deviance
                              AIC
                   2266.3 2302.2
- relig
<none>
                   2263.9 2309.9
- heures.tv
               1
                   2276.2 2320.2
                   2276.4 2320.4
               1
- sexe
               3
                   2313.9 2353.8
- groupe_ages
                   2383.5 2421.2
- etudes
               4
Step: AIC=2296.28
sport ~ sexe + groupe_ages + etudes + heures.tv
              Df Deviance
                             AIC
                   2266.3 2296.3
<none>
                   2278.4 2306.4
- heures.tv
               1
- sexe
               1
                   2279.0 2307.0
               3
                   2318.3 2342.1
- groupe_ages
- etudes
                   2387.2 2408.8
```



A Sélection pas à pas et valeurs manquantes

Nous avons abordé dans le chapitre sur la régression logistique binaire la problématique des valeurs manquantes lors d'une sélection pas à pas descendante par minimisation de l'AIC (cf. encadré de la Section 22.9). La même approche peut être appliquée avec des données pondérées. Cependant, la fonction step_with_na() que nous avons présenté n'est pas compatible avec les modèles survey::svyglm() puisqu'ils prennent en entrée un argument design et non data.

On pourra essayer la variante step_with_na_survey() ci-dessous qui nécessite qu'on lui passe également l'objet {survey} ayant servi au calcul du modèle.

```
step_with_na_survey <- function(model, design, ...) {
    # list of variables
    variables <- broom.helpers::model_list_variables(
        model,
        only_variable = TRUE
)
    # design with no na
    design_no_na <- design |>
        srvyr::drop_na(dplyr::any_of(variables))
    # refit the model without NAs
    model_no_na <- update(model, data = design_no_na)
    # apply step()
    model_simplified <- step(model_no_na, ...)
    # recompute simplified model using full data
    update(model, formula = terms(model_simplified))
}
mod2_binomial <- step_with_na_survey(mod_binomial, dp)</pre>
```

31.4 Affichage des résultats

Nous pouvons tout à fait utiliser gtsumarry::tbl_regression() avec ce type de modèles. De même, on peut utiliser gtsummary::add_global_p() pour calculer les p-valeurs globales des variables ou encore gtsummary::add_vif() pour vérifier la multicolinéarité (cf. Chapitre 26).

```
library(gtsummary)
theme_gtsummary_language("fr", decimal.mark = ",", big.mark = " ")

mod_quasi2 |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  add_global_p(keep = TRUE) |>
  add_vif() |>
  bold_labels()
```

Warning in printHypothesis(L, rhs, names(b)): one or more coefficients in the hypothesis incluarithmetic operators in their names;

the printed representation of the hypothesis will be omitted

Warning in printHypothesis(L, rhs, names(b)): one or more coefficients in the hypothesis incluarithmetic operators in their names;

the printed representation of the hypothesis will be omitted

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 31.1: Facteurs associés à la pratique d'un sport (régression logistique pondérée)

		95%	p-		Adjusted
Caractéristique	\mathbf{OR}	\mathbf{IC}	valeur	GVIF	GVIF
Sexe			0,005	1,0	1,0
Femme	—	_			
Homme	1,44	1,12 -	0,005		
		1,87			
Groupe d'âges			< 0,001	2,1	1,1
18-24 ans	_	_			
25-44 ans	0,85	$0,\!48$ $-$	0,6		
		1,51			
45-64 ans	$0,\!40$	$0,\!22 -$	0,003		
		0,73			
65 ans et plus	$0,\!37$	$0,\!19$ $-$	0,004		
		0,72			
Niveau			< 0,001	2,2	1,1
d'études					
Primaire	_	_			
Secondaire	2,66	1,62 -	< 0,001		
		$4,\!38$			
Technique /	3,09	1,90 -	< 0,001		
Professionnel		5,00			
Supérieur	6,54	3,99 -	< 0,001		
		10,7			

		95%	p -		$\overline{\mathbf{Adjusted}}$
Caractéristique	\mathbf{OR}	\mathbf{IC}	valeur	GVIF	GVIF
Non documenté	10,3	4,60 -	< 0,001		
		23,0			
Heures de	$0,\!89$	$0,\!82$ $-$	0,006	1,1	1,0
télévision /		0,97			
jour					

Pour un graphique des coefficients, nous pouvons utiliser ggstats::ggcoef_model().

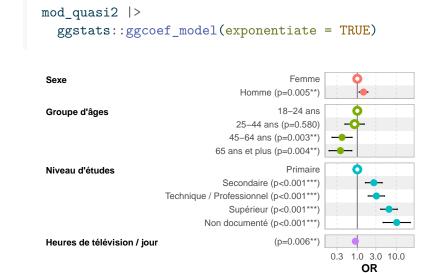


Figure 31.1: Facteurs associés à la pratique d'un sport (régression logistique pondérée)

p = 0.05 \bigcirc p > 0.

31.5 Prédictions marginales

Pour visualiser les prédictions marginales moyennes du modèle (cf. Section 23.3), nous pouvons utiliser broom.helpers::plot_marginal_predictions().

```
mod_quasi2 |>
  broom.helpers::plot_marginal_predictions(type = "response") |>
  patchwork::wrap_plots() &
  scale_y_continuous(
    limits = c(0, .8),
    labels = scales::label_percent()
)
```

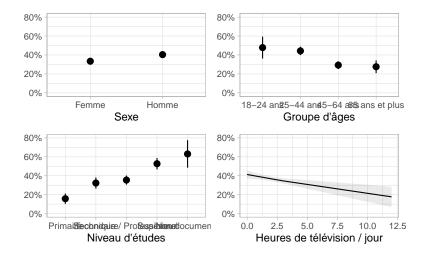


Figure 31.2: Prédictions marginales moyennes du modèle pondéré

partie V Manipulation avancée

32 Fusion de tables

Il est fréquent d'avoir à gérer des données réparties dans plusieurs tables de données, notamment lorsque l'on a une enquêtes réalisée à différents niveaux (par exemple, un questionnaire ménage et un questionnaire individu) ou des données longitudinales.

On peut distinguer deux types d'actions :

- l'ajout de variables (jointure entre tables)
- l'ajout d'observations (concaténation de tables)

32.1 Jointures avec dplyr

Le jeu de données {nycflights13} est un exemple de données réparties en plusieurs tables. Ici on en a trois : les informations sur les vols, celles sur les aéroports et celles sur les compagnies aériennes sont dans trois tables distinctes.

{dplyr} propose différentes fonctions permettant de travailler avec des données structurées de cette manière.

```
library(tidyverse)
library(nycflights13)
data(flights)
data(airports)
data(airlines)
```

32.1.1 Clés implicites

Lorsque les données sont réparties dans plusieurs tables différentes, il est essentiel de repérer les identifiants permettant de naviguer d'une table à l'autre. Dans notre exemple, on peut voir

que la table ${\tt flights}$ contient le code de la compagnie aérienne du vol dans la variable ${\it carrier}$:

```
flights |> labelled::look_for()
```

pos	variable	label	col_type	missing	values
1	year	_	int	0	
2	month	_	int	0	
3	day	_	int	0	
4	dep_time	_	int	8255	
5	sched_dep_time	_	int	0	
6	dep_delay	_	dbl	8255	
7	arr_time	_	int	8713	
8	sched_arr_time	_	int	0	
9	arr_delay	_	dbl	9430	
10	carrier	_	chr	0	
11	flight	_	int	0	
12	tailnum	_	chr	2512	
13	origin	_	chr	0	
14	dest	_	chr	0	
15	air_time	_	dbl	9430	
16	distance	-	dbl	0	
17	hour	_	dbl	0	
18	minute	_	dbl	0	
19	time_hour	-	dttm	0	

Et que par ailleurs la table airlines contient une information supplémentaire relative à ces compagnies, à savoir le nom complet.

```
airlines |> labelled::look_for()
pos variable label col_type missing values
```

chr

chr

1

2

carrier

name

Il est donc naturel de vouloir associer les deux, en l'occurrence pour ajouter les noms complets des compagnies à la table flights. Dans ce cas on va faire une *jointure* : les lignes d'une

0

0

table seront associées à une autre en se basant non pas sur leur position, mais sur les valeurs d'une ou plusieurs colonnes. Ces colonnes sont appelées des *clés*.

Pour faire une jointure de ce type, on va utiliser la fonction dplyr::left_join():

```
fusion <- flights |> left_join(airlines)
```

```
Joining with `by = join_by(carrier)`
```

Pour faciliter la lecture, on va afficher seulement certaines colonnes du résultat et les premières lignes de la table :

```
fusion |>
  select(month, day, carrier, name) |>
  head(10)
```

```
# A tibble: 10 x 4
   month
           day carrier name
   <int> <int> <chr>
                        <chr>>
       1
              1 UA
 1
                        United Air Lines Inc.
 2
       1
              1 UA
                        United Air Lines Inc.
 3
       1
              1 AA
                        American Airlines Inc.
 4
       1
              1 B6
                         JetBlue Airways
 5
              1 DL
                        Delta Air Lines Inc.
 6
       1
              1 UA
                        United Air Lines Inc.
 7
       1
              1 B6
                         JetBlue Airways
 8
       1
              1 EV
                        ExpressJet Airlines Inc.
 9
       1
              1 B6
                         JetBlue Airways
       1
                         American Airlines Inc.
10
              1 AA
```

On voit que la table obtenue est bien la fusion des deux tables d'origine selon les valeurs des deux colonnes clés *carrier*. On est parti de la table flights, et pour chaque ligne on a ajouté les colonnes de airlines pour lesquelles la valeur de *carrier* est la même. On a donc bien une nouvelle colonne name dans notre table résultat, avec le nom complet de la compagnie aérienne.

Note

Nous sommes ici dans le cas le plus simple concernant les clés de jointure : les deux clés sont uniques et portent le même nom dans les deux tables. Par défaut, si on ne lui spécifie pas explicitement les clés, {dplyr} fusionne en utilisant l'ensemble des colonnes communes aux deux tables. On peut d'ailleurs voir dans cet exemple qu'un message a été affiché précisant que la jointure s'est faite sur la variable carrier.

32.1.2 Clés explicites

La table airports, elle, contient des informations supplémentaires sur les aéroports : nom complet, altitude, position géographique, etc. Chaque aéroport est identifié par un code contenu dans la colonne faa.

Si on regarde la table flights, on voit que le code d'identification des aéroports apparaît à deux endroits différents : pour l'aéroport de départ dans la colonne origin, et pour celui d'arrivée dans la colonne dest. On a donc deux clés de jointures possibles, et qui portent un nom différent de la clé de airports.

On va commencer par fusionner les données concernant l'aéroport de départ. Pour simplifier l'affichage des résultats, on va se contenter d'un sous-ensemble des deux tables :

```
flights_ex <- flights |> select(month, day, origin, dest)
airports_ex <- airports |> select(faa, alt, name)
```

Si on se contente d'un dplyr::left_join() comme à l'étape précédente, on obtient un message d'erreur car aucune colonne commune ne peut être identifiée comme clé de jointure :

```
flights_ex |> left_join(airports_ex)
```

Error in `left_join()`:
! `by` must be supplied when `x` and `y` have no common variables.

i Use `cross_join()` to perform a cross-join.

On doit donc spécifier explicitement les clés avec l'argument by de dplyr::left_join(). Ici la clé est nommée *origin* dans la première table, et *faa* dans la seconde. La syntaxe est donc la suivante :

```
flights_ex |>
  left_join(airports_ex, by = c("origin" = "faa")) |>
  head(10)
```

```
# A tibble: 10 x 6
   month
           day origin dest
                                alt name
   <int> <int> <chr>
                       <chr> <dbl> <chr>
 1
       1
             1 EWR
                       IAH
                                 18 Newark Liberty Intl
 2
       1
             1 LGA
                       IAH
                                 22 La Guardia
 3
       1
             1 JFK
                                 13 John F Kennedy Intl
                       AIM
 4
             1 JFK
                       BQN
                                 13 John F Kennedy Intl
 5
       1
             1 LGA
                       ATL
                                 22 La Guardia
 6
       1
             1 EWR
                       ORD
                                 18 Newark Liberty Intl
 7
       1
             1 EWR
                       FLL
                                 18 Newark Liberty Intl
 8
       1
             1 LGA
                       IAD
                                 22 La Guardia
 9
             1 JFK
                       MCO
                                 13 John F Kennedy Intl
       1
10
       1
             1 LGA
                       ORD
                                 22 La Guardia
```

On constate que les deux nouvelles colonnes name et alt contiennent bien les données correspondant à l'aéroport de départ.

On va stocker le résultat de cette jointure dans flights_ex :

```
flights_ex <- flights_ex |>
  left_join(airports_ex, by = c("origin" = "faa"))
```

Supposons qu'on souhaite maintenant fusionner à nouveau les informations de la table airports, mais cette fois pour les aéroports d'arrivée de notre nouvelle table flights_ex. Les deux clés sont donc désormais dest dans la première table, et faa dans la deuxième. La syntaxe est donc la suivante :

```
flights ex |>
    left_join(airports_ex, by=c("dest" = "faa")) |>
# A tibble: 10 x 8
           day origin dest
                             alt.x name.x
                                                         alt.y name.y
   <int> <int> <chr>
                       <chr> <dbl> <chr>
                                                         <dbl> <chr>
             1 EWR
                       IAH
 1
                                 18 Newark Liberty Intl
                                                            97 George Bush Interco~
 2
       1
             1 I.GA
                       TAH
                                 22 La Guardia
                                                            97 George Bush Interco~
 3
       1
             1 JFK
                       MIA
                                 13 John F Kennedy Intl
                                                             8 Miami Intl
 4
       1
             1 JFK
                       BQN
                                 13 John F Kennedy Intl
                                                            NA <NA>
 5
       1
             1 LGA
                       ATL
                                 22 La Guardia
                                                          1026 Hartsfield Jackson ~
 6
       1
             1 EWR
                       ORD
                                 18 Newark Liberty Intl
                                                           668 Chicago Ohare Intl
 7
             1 EWR
                       FLL
                                 18 Newark Liberty Intl
                                                             9 Fort Lauderdale Hol~
 8
       1
             1 LGA
                       IAD
                                 22 La Guardia
                                                           313 Washington Dulles I~
             1 JFK
 9
                       MCO
                                 13 John F Kennedy Intl
       1
                                                            96 Orlando Intl
10
       1
             1 LGA
                       ORD
                                 22 La Guardia
                                                           668 Chicago Ohare Intl
```

Cela fonctionne, les informations de l'aéroport d'arrivée ont bien été ajoutées, mais on constate que les colonnes ont été renommées. En effet, ici les deux tables fusionnées contenaient toutes les deux des colonnes name et alt. Comme on ne peut pas avoir deux colonnes avec le même nom dans un tableau, {dplyr} a renommé les colonnes de la première table en name.x et alt.x, et celles de la deuxième en name.y et alt.y.

C'est pratique, mais pas forcément très parlant. On pourrait renommer manuellement les colonnes pour avoir des intitulés plus explicites avec dplyr::rename(), mais on peut aussi utiliser l'argument suffix de dplyr::left_join(), qui permet d'indiquer les suffixes à ajouter aux colonnes. Ainsi, on peut faire :

```
flights_ex |>
  left_join(
    airports_ex,
    by = c("dest" = "faa"),
    suffix = c("_depart", "_arrivee")
) |>
  head(10)
```

```
# A tibble: 10 x 8
           day origin dest
                             alt_depart name_depart
                                                            alt_arrivee name_arrivee
   month
   <int> <int> <chr>
                       <chr>
                                   <dbl> <chr>
                                                                  <dbl> <chr>
 1
              1 EWR
                       IAH
                                      18 Newark Liberty ~
                                                                     97 George Bush~
 2
       1
              1 LGA
                       IAH
                                      22 La Guardia
                                                                     97 George Bush~
 3
       1
             1 JFK
                                                                      8 Miami Intl
                       \mathtt{MIA}
                                      13 John F Kennedy ~
 4
       1
             1 JFK
                       BQN
                                      13 John F Kennedy ~
                                                                     NA <NA>
 5
       1
             1 LGA
                                      22 La Guardia
                       ATL
                                                                   1026 Hartsfield ~
 6
             1 EWR
                       ORD
                                      18 Newark Liberty ~
                                                                    668 Chicago Oha~
 7
       1
             1 EWR
                       FLL
                                      18 Newark Liberty ~
                                                                       9 Fort Lauder~
 8
             1 LGA
                       IAD
                                      22 La Guardia
                                                                    313 Washington ~
       1
             1 JFK
                                      13 John F Kennedy ~
9
       1
                       MCO
                                                                     96 Orlando Intl
10
       1
              1 LGA
                       ORD
                                      22 La Guardia
                                                                    668 Chicago Oha~
```

On obtient ainsi directement des noms de colonnes nettement plus clairs.

32.1.3 Types de jointures

Jusqu'à présent nous avons utilisé la fonction dplyr::left_join(), mais il existe plusieurs types de jointures.

Partons de deux tables d'exemple, personnes et voitures :

```
personnes <- tibble(</pre>
    nom = c("Sylvie", "Sylvie", "Monique", "Gunter", "Rayan", "Rayan"),
    voiture = c("Twingo", "Ferrari", "Scenic", "Lada", "Twingo", "Clio")
  personnes
# A tibble: 6 x 2
 nom
          voiture
  <chr>
          <chr>>
1 Sylvie Twingo
2 Sylvie
          Ferrari
3 Monique Scenic
4 Gunter
          Lada
5 Rayan
          Twingo
6 Rayan
          Clio
```

```
voitures <- tibble(</pre>
    voiture = c("Twingo", "Ferrari", "Clio", "Lada", "208"),
    vitesse = c("140", "280", "160", "85", "160")
  )
  voitures
# A tibble: 5 x 2
 voiture vitesse
  <chr>
          <chr>
1 Twingo
          140
2 Ferrari 280
3 Clio
          160
4 Lada
          85
5 208
          160
32.1.3.1 left_join()
Si on fait un dplyr::left_join() de voitures sur
personnes:
  personnes |> left_join(voitures, by = "voiture")
# A tibble: 6 x 3
 nom
          voiture vitesse
          <chr>
  <chr>
                  <chr>
1 Sylvie Twingo
                  140
2 Sylvie
          Ferrari 280
                  <NA>
3 Monique Scenic
4 Gunter
          Lada
                  85
5 Rayan
          Twingo
                  140
                  160
6 Rayan
          Clio
```

On voit que chaque ligne de personnes est bien présente, et qu'on lui a ajouté une ligne de voitures correspondante si elle existe. Dans le cas du *Scenic*, il n'y a avait pas de ligne dans voitures, donc *vitesse* a été peuplée avec la valeur manquante NA. Dans le cas de la 208, présente dans voitures mais pas dans personnes, la ligne n'apparaît pas.

La clé de fusion étant unique dans la table de droite, le nombre de lignes de la table de gauche est donc bien préservée.

```
personnes |> nrow()
[1] 6
  personnes |> left join(voitures, by = "voiture") |> nrow()
[1] 6
Si on fait un dplyr::left_join() cette fois de personnes sur
voitures, c'est l'inverse :
  voitures |> left_join(personnes, by = "voiture")
# A tibble: 6 x 3
  voiture vitesse nom
  <chr>
          <chr>
                   <chr>>
1 Twingo
          140
                   Sylvie
2 Twingo
          140
                   Rayan
3 Ferrari 280
                   Sylvie
4 Clio
          160
                   Rayan
5 Lada
          85
                   Gunter
6 208
          160
                   <NA>
```

La ligne 208 est bien là avec la variable nom remplie avec une valeur manquante NA. Par contre Monique est absente.

! Important

On remarquera que la ligne *Twingo*, présente deux fois dans personnes, a été dupliquée pour être associée aux deux lignes de données de Sylvie et Rayan. Autrement dit, si la clé de fusion n'est pas unique dans la table de droite, certaines de lignes de la table de gauche seront dupliquées.

En résumé, quand on fait un left_join(x, y), toutes les lignes de x sont présentes, et dupliquées si nécessaire quand elles apparaissent plusieurs fois dans y. Les lignes de y non présentes dans x disparaissent. Les lignes de x non présentes dans y se voient attribuer des valeurs manquantes NA pour les nouvelles colonnes.

Intuitivement, on pourrait considérer que left_join(x, y) signifie ramener l'information de la table y sur la table x.

En général, dplyr::left_join() sera le type de jointures le plus fréquemment utilisé.

32.1.3.2 right_join()

La jointure dplyr::right_join() est l'exacte symétrique de dplyr::left_join(), c'est-à dire que x |> right_join(y) est équivalent⁵³ à y |> left_join(x):

```
personnes |> right_join(voitures, by = "voiture")
```

```
^{53} À l'exception de l'ordre des variables dans le tableau final.
```

```
# A tibble: 6 x 3
         voiture vitesse
  nom
  <chr> <chr>
                 <chr>
1 Sylvie Twingo
                 140
2 Sylvie Ferrari 280
3 Gunter Lada
                 85
4 Rayan Twingo
                 140
5 Rayan Clio
                 160
6 <NA>
         208
                 160
  voitures |> left_join(personnes, by = "voiture")
# A tibble: 6 x 3
  voiture vitesse nom
  <chr>
          <chr>
                  <chr>
1 Twingo
          140
                  Sylvie
```

```
2 Twingo 140 Rayan
3 Ferrari 280 Sylvie
4 Clio 160 Rayan
5 Lada 85 Gunter
6 208 160 <NA>
```

32.1.3.3 inner_join()

Dans le cas de dplyr::inner_join(), seules les lignes présentes à la fois dans x et y sont présentes (et si nécessaire dupliquées) dans la table résultat :

```
personnes |> inner_join(voitures, by = "voiture")
```

Ici la ligne 208 est absente, ainsi que la ligne Monique, qui dans le cas d'un dplyr::left_join() avait été conservée et s'était vue attribuer NA à vitesse.

32.1.3.4 full_join()

Dans le cas de dplyr::full_join(), toutes les lignes de x et toutes les lignes de y sont conservées (avec des NA ajoutés si nécessaire) même si elles sont absentes de l'autre table :

```
personnes |> full_join(voitures, by = "voiture")
```

A tibble: 7 x 3 nom voiture vitesse

```
<chr>
          <chr>
                   <chr>>
1 Sylvie Twingo
                  140
2 Sylvie
          Ferrari 280
3 Monique Scenic
                  <NA>
4 Gunter
          Lada
                   85
                  140
5 Rayan
          Twingo
6 Rayan
          Clio
                   160
7 <NA>
          208
                   160
```

32.1.3.5 semi_join() et anti_join()

dplyr::semi_join() et dplyr::anti_join() sont des jointures *filtrantes*, c'est-à-dire qu'elles sélectionnent les lignes de x sans ajouter les colonnes de y.

Ainsi, dplyr::semi_join() ne conservera que les lignes de x pour lesquelles une ligne de y existe également, et supprimera les autres. Dans notre exemple, la ligne Monique est donc supprimée :

Un dplyr::anti_join() fait l'inverse, il ne conserve que les lignes de x absentes de y. Dans notre exemple, on ne garde donc que la ligne *Monique*:

```
personnes |> anti_join(voitures, by = "voiture")
# A tibble: 1 x 2
nom voiture
```

32.2 Jointures avec merge()

La fonction merge() est la fonction de R base pour fusionner des tables entre elles.

Par défaut, elle réalise un *inner join*, c'est-à-dire qu'elle ne garde que les observations dont la clé est retrouvée dans les deux tableaux fusionnés

```
merge(personnes, voitures, by = "voiture")
```

```
voiture nom vitesse
1 Clio Rayan 160
2 Ferrari Sylvie 280
3 Lada Gunter 85
4 Twingo Sylvie 140
5 Twingo Rayan 140
```

Les paramètres all.x et all.y permettent de réaliser fusions à gauche, à droite ou complète. L'équivalent de dplyr::left_join() sera obtenu avec all.x = TRUE, celui de dplyr::right_join() avec all.y = TRUE et celui de dplyr::full_join() avec all.x = TRUE, all.y = TRUE.

```
merge(personnes, voitures, by = "voiture", all.x = TRUE)
```

```
voiture
              nom vitesse
1
     Clio
            Rayan
                      160
2 Ferrari Sylvie
                      280
     Lada Gunter
                       85
3
4 Scenic Monique
                     <NA>
5 Twingo
          Sylvie
                      140
6 Twingo
                      140
            Rayan
```

```
personnes |> left_join(voitures)
Joining with `by = join_by(voiture)`
# A tibble: 6 x 3
 nom
          voiture vitesse
  <chr>
          <chr>
                  <chr>>
1 Sylvie Twingo 140
2 Sylvie Ferrari 280
3 Monique Scenic <NA>
4 Gunter Lada
                  85
5 Rayan
          Twingo
                  140
6 Rayan
          Clio
                  160
```

32.3 Ajouter des observations avec bind_rows()

La fonction base::rbind(), fournie nativement avec R pour ajouter des observations à un tableau, doit être évitée car elle générera des résultats non pertinents si les tableaux que l'on concatènent n'ont pas exactement les mêmes colonnes dans le même ordre.

La fonction dplyr::bind_rows() de {dplyr} permet d'ajouter des lignes à une table à partir d'une ou plusieurs autres tables.

L'exemple suivant (certes très artificiel) montre l'utilisation de dplyr::bind_rows(). On commence par créer trois tableaux t1, t2 et t3:

```
t1 <- airports |>
    select(faa, name, lat, lon) |>
    slice(1:2)
t1

# A tibble: 2 x 4
```

faa

name

lat

lon

```
<chr> <chr>
                                       <dbl> <dbl>
1 04G
        Lansdowne Airport
                                        41.1 -80.6
2 06A
        Moton Field Municipal Airport 32.5 -85.7
  t2 <- airports |>
    select(name, faa, lon, lat) |>
    slice(5:6)
  t2
# A tibble: 2 x 4
                                                lat
  name
                                  faa
                                          lon
  <chr>
                                  <chr> <dbl> <dbl>
1 Jekyll Island Airport
                                  09J
                                        -81.4 31.1
2 Elizabethton Municipal Airport 0A9
                                        -82.2 36.4
  t3 <- airports |>
    select(faa, name) |>
    slice(100:101)
  t3
# A tibble: 2 x 2
  faa
        name
  <chr> <chr>
        Andrews Afb
1 ADW
2 AET
        Allakaket Airport
On concatène ensuite les trois tables avec dplyr::bind_rows():
  bind_rows(t1, t2, t3)
# A tibble: 6 x 4
  faa
        name
                                          lat
                                                lon
                                        <dbl> <dbl>
  <chr> <chr>
                                         41.1 -80.6
1 04G
        Lansdowne Airport
2 06A
        Moton Field Municipal Airport
                                         32.5 -85.7
        Jekyll Island Airport
3 09J
                                         31.1 -81.4
```

```
4 0A9 Elizabethton Municipal Airport 36.4 -82.2
5 ADW Andrews Afb NA NA
6 AET Allakaket Airport NA NA
```

On remarquera que si des colonnes sont manquantes pour certaines tables, comme les colonnes *lat* et *lon* de t3, des valeurs manquantes NA sont automatiquement insérées.

De plus, peu importe l'ordre des variables entre les différentes tables, dplyr::bind_rows() les réassociera en considérant que deux colonnes ayant le même nom dans deux tableaux correspondent à la même variable.

Il peut être utile, quand on concatène des lignes, de garder une trace du tableau d'origine de chacune des lignes dans le tableau final. C'est possible grâce à l'argument .id de dplyr::bind_rows(). On passe à cet argument le nom d'une colonne qui contiendra l'indicateur d'origine des lignes:

```
bind_rows(t1, t2, t3, .id = "source")
```

```
# A tibble: 6 x 5
  source faa
               name
                                                   lat
                                                         lon
  <chr> <chr> <chr>
                                                <dbl> <dbl>
1 1
         04G
                                                 41.1 -80.6
               Lansdowne Airport
2 1
         06A
               Moton Field Municipal Airport
                                                 32.5 -85.7
3 2
               Jekyll Island Airport
         09J
                                                 31.1 -81.4
4 2
         0A9
               Elizabethton Municipal Airport
                                                 36.4 -82.2
5 3
         ADW
               Andrews Afb
                                                 NA
                                                        NA
6 3
         AET
               Allakaket Airport
                                                 NA
                                                        NA
```

Par défaut la colonne .id ne contient qu'un nombre, différent pour chaque tableau. On peut lui spécifier des valeurs plus explicites en "nommant" les tables dans dplyr::bind_rows() de la manière suivante :

```
bind_rows(table1 = t1, table2 = t2, table3 = t3, .id = "source")
# A tibble: 6 x 5
source faa name lat lon
```

	<chr></chr>	<chr></chr>	<chr></chr>	<dbl></dbl>	<dbl></dbl>
1	table1	04G	Lansdowne Airport	41.1	-80.6
2	table1	06A	Moton Field Municipal Airport	32.5	-85.7
3	table2	09J	Jekyll Island Airport	31.1	-81.4
4	table2	OA9	Elizabethton Municipal Airport	36.4	-82.2
5	table3	ADW	Andrews Afb	NA	NA
6	table3	AET	Allakaket Airport	NA	NA

Une alternative à dplyr::bind_rows() est la fonction plyr::rbind.fill() de l'extension {plyr} qui fonctionne de manière similaire.

33 Dates avec lubridate

Dans cette section, nous aborderons la gestion des dates des heures dans R. Si ce type de données peut paraître simple à première vue, la situation se complique dès lors que l'on souhaite effectuer des calculs entre dates. En effet, le nombre de jours varie d'un mois à un autre, voir d'une année à l'autre si l'on tient compte des années bissextiles. Quand on manipule des heures, il faut aussi pouvoir prendre en compte les différents fuseaux horaires ainsi que les changements liés à l'heure d'été.

Heureusement, le package {lubridate} permet de résoudre la plupart des problèmes posés par la manipulation de date. Il est chargé par défaut avec la commande library(tidyverse). Nous allons également charger en mémoire le package {nycflights13} qui nous fournira les données utilisées dans nos exemples.

```
library(tidyverse)
library(nycflights13)
```

33.1 Création de dates / de dates-heures

Il existe trois types de variables pour représenter des dates et des heures :

- une date, de la classe Date et représentée dans un tibble avec <date>
- une **heure**, de la classe **hms** et représentée dans un tibble avec <time>
- une date-heure, de la classe POSIXct et représentée dans un tibble avec <dttm>

Les classes Date et POSIXct sont gérées nativement par R tandis que la classe hms est fournies par le package homonyme {hms}. Cette dernière classe est d'un usage plus spécifique. Dans cette section, nous allons nous concentrer sur les dates et les dates-heures.

Il est toujours préférable d'utiliser la classe la plus simple. Si vous gérez uniquement des dates, privilégiez la classe Date. La classe POSIXct, plus complexe, permet d'ajouter une heure associée à un fuseau horaire.

Pour obtenir la date ou la date-heure courante, vous pouvez appeler today() ou now():

```
today()

[1] "2023-08-15"

now()

[1] "2023-08-15 11:51:31 CEST"
```

33.1.1 lors de l'import d'un fichier CSV

Si le fichier CSV contient des dates ou des dates-heures au format ISO8601, readr::read_csv() saura les reconnaître automatiquement:

• Astuce

Le format ISO8601 est un standard international pour l'écriture de dates¹ sous la forme AAAA-MM-JJ afin d'éviter la confusion entre les habitudes de différents pays, par exemple JJ/MM/AAAA en France ou MM/JJ/AA dans les pays anglosaxons.

Pour les autres formats, non standards, il sera nécessaire d'utiliser col_types avec col_date() pour spécifier comme lire et interpréter les chaînes de caractères. {readr} comprend la spécification POSIX qui permet de décrire une format de date⁵⁴. Il s'agit de codes commençant par le symbole % et indiquant un composant d'une date. Par exemple, %Y-%m-%d correspond au format ISO8601, par exemple 2023-10-03 pour le 3 octobre 2023. Le tableau Table 33.1 liste les principales options.

Table 33.1: Les formats de dates compris par readr

Type	Code	Signification	Exemple
Année	%Y	année sur 4 chiffres	2021
	%у	année sur 2 chiffres	21
Mois	%m	numéro du mois	2
%	%b	nom abrégé	Feb
	%В	nom complet	February
•	%d	jour sur 2 chiffres	02
	%e	jour sur 1 ou 2 chiffres	2
Heure	%Н	heure sur 24 heures	13
	%I	heure sur 12 heures	1
	%p	AM ou PM	$_{ m pm}$
Minute	%M	minutes	35
Seconde	%S	secondes	45
	%OS	secondes avec une	45.35
		composante décimale	
Fuseau	%Z	nom du fuseau	America/

horaire

¹https://xkcd.com/1179/

⁵⁴ La spécification complète est décrite dans l'aide de la fonction strptime().

Type	Code	Signification	Exemple
	%z	décalage du fuseau par rapport au temps universel UTC	+0800
Autre	%.	sauter un caractère (autre qu'un chiffre)	:
	% *	sauter un nombre quelconque de caractères (autres qu'un chiffre)	

Et voici un exemple de code induisant une lecture différente d'une date ambiguë.

```
csv <- "
    date
    01/02/15
  read_csv(csv, col_types = cols(date = col_date("%m/%d/%y")))
# A tibble: 1 x 1
  date
  <date>
1 2015-01-02
  read_csv(csv, col_types = cols(date = col_date("%d/%m/%y")))
# A tibble: 1 x 1
  date
  <date>
1 2015-02-01
  read_csv(csv, col_types = cols(date = col_date("%y/%m/%d")))
# A tibble: 1 x 1
  date
```

<date> 1 2001-02-15

Quel que soit le format original, les dates importées seront toujours affichées par R au format ISO.

• Astuce

Si vous utilisez %b ou %B, il est essentiel de spécifier la langue utilisée avec le paramètre local de col_date(). Pour voir l'ensemble des langues couvertes, vous pouvez appelez readr::date_names_langs() et pour voir les chaînes de langues correspondantes readr::date_names_lang(). Si vos données n'utilise pas des noms standards, vous pouvez créer votre propre jeu de correspondance avec readr::date_names().

```
date_names_langs()
```

```
"agq" "ak"
                                                       "az"
  [1]
      "af"
                            "am"
                                   "ar"
                                                 "asa"
                                                               "bas"
                                                                      "be"
                                                                             "bem"
                                                                                    "bez"
      "bg"
                                         "brx"
                                                        "ca"
                                                              "cgg" "chr"
                    "bn"
                            "bo"
                                  "br"
                                                "bs"
                                                                            "cs"
                                                                                    "cy"
 [13]
             "bm"
                                                       "dz"
 [25]
      "da"
             "dav"
                    "de"
                            "dje" "dsb"
                                         "dua"
                                                 "dyo"
                                                               "ebu"
                                                                      "ee"
                                                                             "el"
      "eo"
             "es"
                    "et"
                            "eu"
                                   "ewo"
                                         "fa"
                                                 "ff"
                                                        "fi"
                                                              "fil"
                                                                      "fo"
                                                                             "fr"
                                                                                    "fur"
 [37]
 [49]
      "fy"
             "ga"
                    "gd"
                            "gl"
                                   "gsw"
                                         "gu"
                                                 "guz"
                                                        "gv"
                                                              "ha"
                                                                      "haw" "he"
                                                                                    "hi"
      "hr"
             "hsb"
                    "hu"
                            "hv"
                                   "id"
                                          "ig"
                                                 "ii"
                                                        "is"
                                                               "it"
                                                                      "ja"
                                                                             "jgo"
                                                                                    "imc"
 [61]
             "kab" "kam"
                           "kde"
                                  "kea"
                                         "khq"
                                                "ki"
                                                        "kk"
                                                              "kkj" "kl"
                                                                             "kln"
                                                                                   "km"
 [73]
      "ka"
             "ko"
                           "ks"
                                                        "kw"
                                                                             "lb"
 [85]
      "kn"
                    "kok"
                                   "ksb"
                                         "ksf"
                                                 "ksh"
                                                              "ky"
                                                                      "lag"
                                                                                    "lg"
                           "lt"
                                                 "luy"
                                                       "lv"
                                                                     "mer"
                                                                             "mfe" "mg"
      "lkt"
             "ln"
                    "lo"
                                  "lu"
                                         "luo"
                                                              "mas"
 [97]
[109]
      "mgh"
             "mgo"
                    "mk"
                            "ml"
                                   "mn"
                                          "mr"
                                                 "ms"
                                                               "mua"
                                                                      "mv"
                                                                             "naq"
                                                                                    "nb"
[121]
      "nd"
             "ne"
                    "nl"
                            "nmg"
                                   "nn"
                                          "nnh"
                                                 "nus"
                                                        "nyn"
                                                              "om"
                                                                      "or"
                                                                             "os"
                                                                                    "pa"
                    "pt"
                            "qu"
                                                              "ru"
                                                                      "rw"
                                                                             "rwk" "sah"
[133]
      "pl"
             "ps"
                                   "rm"
                                          "rn"
                                                 "ro"
[145]
      "saq"
             "sbp"
                    "se"
                            "seh"
                                   "ses"
                                          "sg"
                                                 "shi"
                                                       "si"
                                                               "sk"
                                                                      "sl"
                                                                             "smn"
                                                                                    "sn"
      "so"
             "sq"
                    "sr"
                            "sv"
                                   "sw"
                                                 "te"
                                                        "teo"
                                                              "th"
                                                                      "ti"
                                                                             "to"
                                                                                   "tr"
[157]
                                          "ta"
                    "ug"
                            "uk"
                                   "ur"
                                          "uz"
                                                 "vai" "vi"
                                                              "vun"
                                                                     "wae"
[169]
             "tzm"
                                                                             "xog" "yav"
                    "zgh"
                           "zh"
      "yi"
             "yo"
                                   "zu"
[181]
  date_names_lang("fr")
<date_names>
         dimanche (dim.), lundi (lun.), mardi (mar.), mercredi (mer.), jeudi
```

```
(jeu.), vendredi (ven.), samedi (sam.)
Months: janvier (janv.), février (févr.), mars (mars), avril (avr.), mai (mai),
        juin (juin), juillet (juil.), août (août), septembre (sept.),
        octobre (oct.), novembre (nov.), décembre (déc.)
AM/PM:
        AM/PM
  date_names_lang("en")
<date names>
        Sunday (Sun), Monday (Mon), Tuesday (Tue), Wednesday (Wed), Thursday
        (Thu), Friday (Fri), Saturday (Sat)
Months: January (Jan), February (Feb), March (Mar), April (Apr), May (May),
        June (Jun), July (Jul), August (Aug), September (Sep), October
        (Oct), November (Nov), December (Dec)
AM/PM:
        AM/PM
  csv <- "date
  3 de febrero de 2001"
  read_csv(
    csv,
    col_types = cols(date = col_date("%d de %B de %Y")),
    locale = locale("es")
# A tibble: 1 x 1
  date
  <date>
1 2001-02-03
```

33.1.2 à partir d'une chaîne de caractères

Le langage de spécification de la date et du temps est puissant, mais il nécessite une analyse minutieuse du format de la date. Une autre approche consiste à utiliser les fonctions de {lubridate} qui tentent de déterminer automatiquement le format une fois que vous avez spécifié l'ordre des composants. Pour les utiliser, identifiez l'ordre dans lequel l'année, le mois et le jour apparaissent dans vos dates, puis placez "y", "m" et "d" dans le même ordre. Cela vous donne le nom de la fonction {lubridate} qui analysera votre date. Par exemple :

```
ymd("2017-01-31")

[1] "2017-01-31"

mdy("January 31st, 2017")

[1] "2017-01-31"

dmy("31-Jan-2017")

[1] "2017-01-31"

ymd() et ses soeurs crééent des dates. Pour des dates-heures, ajoutez un tiret bas et les lettres "h", "m" et/ou "s":

ymd_hms("2017-01-31 20:11:59")

[1] "2017-01-31 20:11:59 UTC"

mdy_hm("01/31/2017 08:01")

[1] "2017-01-31 08:01:00 UTC"
```

33.1.3 à partir des composants

Parfois, les différentes composantes d'une date (jour, mois, année...) sont stockées dans des colonnes séparées. C'est le cas par exemple dans la table flights issue du package {nycflights13}.

```
flights |>
    select(year, month, day, hour, minute) |>
# A tibble: 6 x 5
   year month
                day hour minute
  <int> <int> <int> <dbl>
                            <dbl>
1 2013
            1
                   1
                         5
                               15
2 2013
                         5
                               29
            1
                   1
3 2013
            1
                  1
                         5
                               40
4 2013
            1
                  1
                         5
                               45
5 2013
            1
                  1
                         6
                                0
6 2013
            1
                   1
                         5
                               58
```

Pour créer une date ou une date-heure à partir de colonnes séparées, il suffit d'utiliser lubridate::make_date() pour les dates et lubridate::make_datetime() pour les dates-heures:

```
flights |>
  select(year, month, day, hour, minute) |>
  mutate(
    departure = make_datetime(year, month, day, hour, minute),
    departure_date = make_date(year, month, day)
) |>
  head()
```

```
# A tibble: 6 x 7
```

```
year month
                day hour minute departure
                                                      departure_date
                           <dbl> <dttm>
  <int> <int> <int> <dbl>
                                                      <date>
1 2013
            1
                  1
                        5
                              15 2013-01-01 05:15:00 2013-01-01
2 2013
            1
                  1
                        5
                              29 2013-01-01 05:29:00 2013-01-01
3 2013
            1
                        5
                              40 2013-01-01 05:40:00 2013-01-01
4 2013
                  1
                        5
                              45 2013-01-01 05:45:00 2013-01-01
5 2013
            1
                        6
                               0 2013-01-01 06:00:00 2013-01-01
6 2013
            1
                  1
                        5
                              58 2013-01-01 05:58:00 2013-01-01
```

33.1.4 conversion

Pour convertir une date en date-heure, ou l'inverse, utilisez lubridate::as_datetime() ou lubridate::as_date() :

```
as_datetime(today())

[1] "2023-08-15 UTC"

as_date(now())

[1] "2023-08-15"
```

33.2 Manipuler les composants d'une date/date-heure

33.2.1 Extraire un composant

Pour extraire un composant d'une date ou d'une date-heure, il suffit d'utiliser l'une des fonctions suivantes : year() (année), month() (mois), mday() (jour du mois), yday() (jours de l'année), wday() (jour de la semaine), hour() (heure), minute() (minute), ou second() (seconde).

```
datetime <- ymd_hms("2026-07-08 12:34:56")
year(datetime)

[1] 2026

month(datetime)

[1] 7</pre>
```

```
mday(datetime)
[1] 8
  yday(datetime)
[1] 189
  wday(datetime)
[1] 4
Pour month() et wday(), vous pouvez indiquer label = TRUE
pour récupérer le nom abrégé du mois ou du jours de la semaine.
Ajoutez abbr = FALSE pour le nom complet.
  month(datetime, label = TRUE)
[1] juil
12 Levels: janv < févr < mars < avr < mai < juin < juil < août < ... < déc
  wday(datetime, label = TRUE, abbr = FALSE)
[1] mercredi
7 Levels: dimanche < lundi < mardi < mercredi < jeudi < ... < samedi
Les noms sont affichés dans la langue de votre ordinateur. On
peut utiliser le paramètre locale pour changer la langue. At-
```

Les noms sont affichés dans la langue de votre ordinateur. On peut utiliser le paramètre locale pour changer la langue. Attention : le code peut varier selon votre système d'exploitation. Vous pouvez essayer déjà de simplement indiquer le code à 2 lettres de la langue visée, par exemple "de" pour l'allemand. Si cela ne fonctionne pas, essayez "de_DE" (allemand utilisé en Allemagne), "de_DE.UTF-8" (format utilisé par MacOS et plusieurs distributions Linux), la variante "de_DE.utf8" (utilisée par certaines distributions Linux) ou bien encore "German.UTF-8" (utilisé par Windows).

```
month(datetime, label = TRUE, abbr = FALSE, locale = "en")
[1] July
12 Levels: January < February < March < April < May < June < ... < December
  month(datetime, label = TRUE, abbr = FALSE, locale = "es_ES.utf8")
[1] julio
12 Levels: enero < febrero < marzo < abril < mayo < junio < ... < diciembre
  month(datetime, label = TRUE, abbr = FALSE, locale = "German.UTF-8")
[1] Juli
12 Levels: Januar < Februar < März < April < Mai < Juni < Juli < ... < Dezember
33.2.2 Arrondis
Les fonctions lubridate::round_date(), lubridate::floor_date()
et lubridate::ceiling_date() permettent d'arrondir une
date à l'unité la plus proche, inférieure ou supérieure. On
devra préciser avec unit l'unité utilisée pour arrondir. Les
valeurs acceptées sont "second", "minute", "hour", "day",
"week", "month", "bimonth" (bimestre, i.e. période de 2 mois),
"quarter" (trimestre), season (saison), halfyear (semestre)
et year, ou un multiple de ces valeurs.
  d <- ymd("2022-05-14")</pre>
  floor_date(d, unit = "week")
[1] "2022-05-08"
  floor_date(d, unit = "month")
[1] "2022-05-01"
```

```
floor_date(d, unit = "3 months")
[1] "2022-04-01"

floor_date(d, unit = "year")
[1] "2022-01-01"
```

33.2.3 Modifier un composant

Les mêmes fonctions peuvent être utilisées pour modifier un composant particulier d'une date-heure.

```
datetime <- ymd_hms("2026-07-08 12:34:56")
year(datetime) <- 2030
datetime

[1] "2030-07-08 12:34:56 UTC"

month(datetime) <- 01
datetime

[1] "2030-01-08 12:34:56 UTC"

hour(datetime) <- hour(datetime) + 1
datetime</pre>
```

[1] "2030-01-08 13:34:56 UTC"

Une alternative, plutôt que de modifier une date-heure, consiste à créer une copie modifiée avec lubridate::update(). Cela permet également de modifier plusieurs éléments à la fois :

```
update(datetime, year = 2030, month = 2, mday = 2, hour = 2)
[1] "2030-02-02 02:34:56 UTC"
```

Si les valeurs sont trop importantes (trop de jours par exemple), la fonction ajoutera les unités en trop pour générer une date valide :

```
update(ymd("2023-02-01"), mday = 30)
[1] "2023-03-02"

update(ymd("2023-02-01"), hour = 400)
[1] "2023-02-17 16:00:00 UTC"
```

33.3 Durées, périodes, intervalles & Arithmétique

Il existe plusieurs manières de représenter les intervalles de temps entre deux dates :

- les **durées** (Duration), qui représentent un nombre exact de secondes ;
- les **périodes** (*Periods*), qui représentent une durée sous la forme d'unités de temps telles que des semaines ou des mois ;
- les **intervalles** (*Intervals*), qui sont définis par une dateheure de début et une date-heure de fin.

33.3.1 Durées (Duration)

Avec \mathbf{R} , lorsque l'on soustrait deux dates, on obtient un objet de la classe $\mathtt{difftime}$.

```
diff <- ymd("2021-06-30") - ymd("1979-10-14")
diff</pre>
```

Time difference of 15235 days

Un objet difftime enregistre une durée sous la forme d'un nombre de secondes, de minutes, d'heures, de jours ou de semaines. Du fait de variations de l'unité d'un objet à l'autre, ils ne sont pas toujours faciles à manipuler. Pour lever toute ambiguïté, on préférera les objets de la class Duration qui stockent les durées sous la forme d'un nombre de secondes. La conversion peut se faire avec lubridate::as.duration().

```
as.duration(diff)
[1] "1316304000s (~41.71 years)"
```

Il est possible de créer facilement des durées avec une série de fonctions dédiées dont le nom commence par "d"

```
dweeks(3)
[1] "1814400s (~3 weeks)"

dyears(1)
[1] "31557600s (~1 years)"
```

Les durées sont toujours exprimées en secondes. Des unités plus grandes sont créées en convertissant les minutes, les heures, les jours, les semaines et les années en secondes : 60 secondes dans une minute, 60 minutes dans une heure, 24 heures dans un jour et 7 jours dans une semaine. Les unités de temps plus grandes posent davantage de problèmes. Une année utilise le nombre « moyen » de jours dans une année, c'est-à-dire 365,25. Il n'existe aucun moyen de convertir un mois en durée, car les variations sont trop importantes.

Il est possible d'additionner et de multiplier les durées :

```
2 * dyears(1)

[1] "63115200s (~2 years)"

dyears(1) + dweeks(12) + dhours(15)

[1] "38869200s (~1.23 years)"
```

On peut ajouter ou soustraire des durées à une date.

```
demain <- today() + ddays(1)
il_y_a_un_an <- today() - dyears(1)</pre>
```

Cependant, comme les durées représentent un nombre exact de secondes, vous pouvez parfois obtenir un résultat inattendu :

```
one_am <- ymd_hms("2026-03-08 01:00:00", tz = "America/New_York")
one_am

[1] "2026-03-08 01:00:00 EST"

one_am + ddays(1)

[1] "2026-03-09 02:00:00 EDT"</pre>
```

Pourquoi lorsqu'on ajoute un jour, on passe de 1 heure du matin à 2 heures du matin ? Si vous regardez attentivement la date, vous remarquerez que le fuseau a changé. Le 8 mars 2026 n'aura que 23 heures aux États-Unis en raison du passage à l'heure d'été. En ajoutant une durée de 1 jour, nous avons ajouté exactement 24 heures. Le même type de phénomène peut s'observer en ajoutant une durée d'une année, car on considère que cela représente en moyenne 365.25 jours.

33.3.2 Périodes (Period)

Pour résoudre ce problème, {lubridate} a introduit les périodes (de classe Period) qui représentent une durée en nombre de secondes, minutes, heures, jours, mois et années, sans préciser la durée exacte de chaque mois ou année. Cela permet de faire des calculs plus intuitifs :

```
one_am

[1] "2026-03-08 01:00:00 EST"

one_am + days(1)

[1] "2026-03-09 01:00:00 EDT"
```

Comme pour les durées, on peut créer facilement des périodes avec des fonctions dédiées (notez ici le pluriel des noms de fonction, alors que celles permettant d'extraire un composant d'une date étaient au singulier) :

```
hours(c(12, 24))
[1] "12H OM OS" "24H OM OS"
  days(7)
[1] "7d OH OM OS"
  months(1:6)
[1] "1m Od OH OM OS" "2m Od OH OM OS" "3m Od OH OM OS" "4m Od OH OM OS"
[5] "5m Od OH OM OS" "6m Od OH OM OS"
On peut ajouter, soustraire et multiplier les périodes entre
elles.
  10 * (months(6) + days(1))
[1] "60m 10d OH OM OS"
  days(50) + hours(25) + minutes(2)
[1] "50d 25H 2M 0S"
Bien sûr, on peut ajouter ou soustraire une période à une
date:
  # Exemple avec une année bissextile
  ymd("2024-01-01") + dyears(1)
[1] "2024-12-31 06:00:00 UTC"
```

```
ymd("2024-01-01") + years(1)

[1] "2025-01-01"

# Exemple avec un passage à l'heure d'été
one_am + ddays(1)

[1] "2026-03-09 02:00:00 EDT"

one_am + days(1)
```

Restent malgré tout quelques cas problématiques. Essayons d'ajouter 1 mois à la date du 31 janvier 2021.

```
ymd("2021-01-31") + months(1)
```

[1] "2026-03-09 01:00:00 EDT"

[1] NA

Ce calcul a jouté 1 au mois, sans toucher à l'année ni au jour, produisant la date du 31 février 2021 qui n'existe pas, produisant ainsi NA. Pour du calcul impliquant des dates et des périodes, il est préférable d'utiliser les opérateurs dédiés %m+% pour l'addition et %m-% pour la soustraction.

```
ymd("2021-01-31") %m+% months(1)
```

[1] "2021-02-28"

Lorsque le résultat produit une date inexistante, cela renvoie la dernière date correcte, ici le 28 février 2021, ce qui correspond bien à la fin du mois considéré.

33.3.3 Intervalles (Interval)

Quelle est la durée réelle d'une année ? En 2015, il s'agissait de 365 jours alors qu'en 2016 on en comptait 366. Quand on s'intéresse aux mois, la situation est encore plus compliquée car il y a une grande variation du nombre de jours d'un mois à l'autre.

Pour des calculs précis entre deux dates, les durées et les intervalles sont souvent insuffisants. On pourra alors avoir recours aux intervalles (de la classe Interval) qui sont définis avec une date de début et une date de fin.

On peut créer un intervalle avec la fonction lubridate::interval():

```
interval(ymd("2022-05-13"), ymd("2022-08-15"))
```

```
[1] 2022-05-13 UTC--2022-08-15 UTC
```

On peut également utiliser l'opérateur %--% :

```
y2023 <- ymd("2023-01-01") %--% ymd("2024-01-01")
y2024 <- ymd("2024-01-01") %--% ymd("2025-01-01")
y2023
```

[1] 2023-01-01 UTC--2024-01-01 UTC

```
y2024
```

[1] 2024-01-01 UTC--2025-01-01 UTC

On peut tester si une date est située dans un intervalle donné avec l'opérateur %within%.

```
int <- interval(ymd("2001-01-01"), ymd("2002-01-01"))
ymd("2001-05-03") %within% int</pre>
```

[1] TRUE

On peut même tester si un intervalle est situé à l'intérieur d'un intervalle :

```
int2 <- interval(ymd("2001-06-01"), ymd("2001-11-11"))
int2 %within% int</pre>
```

[1] TRUE

Cela n'est valable que si l'ensemble du premier intervalle est situé à l'intérieur du second intervalle.

```
int3 <- interval(ymd("2001-06-01"), ymd("2002-06-01"))
int3 %within% int</pre>
```

[1] FALSE

Pour tester si deux intervalles ont une partie en commun, on pourra utiliser lubridate::int_overlaps(). La fonction intersect() renvoie la partie partagée par les deux intervalles.

```
int_overlaps(int3, int)
```

[1] TRUE

```
intersect(int3, int)
```

[1] 2001-06-01 UTC--2002-01-01 UTC

{lubridate} fournie plusieurs fonctions, de la forme int_*(), pour manipuler les intervalles.

int

[1] 2001-01-01 UTC--2002-01-01 UTC

```
int_start(int)
[1] "2001-01-01 UTC"
  int_end(int)
[1] "2002-01-01 UTC"
  int_flip(int)
[1] 2002-01-01 UTC--2001-01-01 UTC
On peut calculer facilement la durée d'un intervalle avec la
fonction lubridate::time_length():
  time_length(int) # en seconde par défaut
[1] 31536000
  time_length(int, unit = "weeks")
[1] 52.14286
  time_length(int, unit = "days")
[1] 365
```

La fonction time_length() permet notamment de calculer correctement un âge.

33.4 Calcul d'un âge

En tant que démographe, je suis toujours attentif au calcul des âges. Les démographes distinguent l'âge exact, exprimé en années avec une partie décimale, et qui correspond à la durée entre la date considérée et la date de naissance ; l'âge révolu, qui correspond à l'âge au dernier anniversaire et exprimé avec un nombre entier d'années (c'est l'âge que nous utilisons dans notre vie quotidienne) · ; et l'âge atteint ou âge par différence de millésimes, qui correspond à la différence entre l'année en cours et l'année de naissance (c'est l'âge que l'on aura cette année le jour de son anniversaire).

Pour calculer un âge exact en années, nous ne pouvons pendre la durée en jours entre les deux dates et diviser par 365 puisqu'il y a des années bissextiles. Une approche correcte est déjà de considérer l'âge au dernière anniversaire pour la partie entière, puis de calculer la partie décimale comme étant le ratio entre la durée depuis le dernière anniversaire et la durée entre le dernier et le prochain anniversaire. C'est exactement ce que fait lubridate::time_length().

```
naiss <- ymd("1979-11-28")
evt <- ymd("2022-07-14")
age_exact <- time_length(naiss %--% evt, unit = "years")
age_exact</pre>
```

[1] 42.62466

Pour un âge révolu, il suffit de ne garder que la partie entière de l'âge exact avec trunc().

```
age_revolu <- trunc(age_exact)
age_revolu</pre>
```

[1] 42

Enfin, pour un âge atteint ou un âge par différence de millésimes, nous extrairons les deux années avant d'en faire la soustraction.

```
age atteint <- year(evt) - year(naiss)
age atteint
```

[1] 43



Astuce

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!

33.5 Fuseaux horaires

Les fuseaux horaires sont un sujet extrêmement complexe en raison de leur interaction avec les entités géopolitiques. Heureusement, nous n'avons pas besoin d'entrer dans tous les détails, car ils ne sont pas tous importants pour l'analyse des données, mais il y a quelques défis que nous devrons relever.

Le premier défi est que les noms courants des fuseaux horaires ont tendance à être ambigus. Par exemple, si vous êtes américain, vous connaissez probablement l'EST (Eastern Standard Time). Cependant, l'Australie et le Canada ont également une heure normale de l'Est! Pour éviter toute confusion, R utilise les fuseaux horaires standard internationaux de l'IANA. Ceux-ci utilisent un schéma de dénomination cohérent {zone}/{lieu}, généralement sous la forme {continent}/{ville} ou {océan}/{ville}. Parmi les exemples, citons "America/New_York", "Europe/Paris" et "Pacific/Auckland".

On peut se demander pourquoi le fuseau horaire utilise une ville, alors que l'on pense généralement que les fuseaux horaires sont associés à un pays ou à une région à l'intérieur d'un pays. La

raison en est que la base de données de l'IANA doit enregistrer des dizaines d'années de règles relatives aux fuseaux horaires. Au fil des décennies, les pays changent de nom (ou se séparent) assez fréquemment, mais les noms de villes ont tendance à rester inchangés. Un autre problème réside dans le fait que le nom doit refléter non seulement le comportement actuel, mais aussi l'ensemble de l'histoire. Par exemple, il existe des fuseaux horaires pour "America/New_York" et "America/Detroit". Cela vaut la peine de lire la base de données brute des fuseaux horaires (disponible à l'adresse https://www.iana.org/time-zones) rien que pour lire certaines de ces histoires!

Vous pouvez découvrir ce que ${\bf R}$ pense être votre fuseau horaire actuel avec ${\tt Sys.timezone}$ () :

```
Sys.timezone()
```

[1] "Europe/Paris"

La liste complète des fuseaux horaires est disponible avec OlsonNames():

```
length(OlsonNames())

[1] 596

head(OlsonNames())

[1] "Africa/Abidjan" "Africa/Accra" "Africa/Addis_Ababa"
[4] "Africa/Algiers" "Africa/Asmara" "Africa/Asmera"
```

Dans \mathbf{R} , le fuseau horaire est un attribut de la date-heure qui ne contrôle que l'affichage. Par exemple, ces trois objets représentent le même instant dans le temps :

```
x1 <- ymd_hms("2024-06-01 12:00:00", tz = "America/New_York")
x1</pre>
```

[1] "2024-06-01 12:00:00 EDT"

```
x2 <- ymd_hms("2024-06-01 18:00:00", tz = "Europe/Copenhagen")
x2

[1] "2024-06-01 18:00:00 CEST"

x3 <- ymd_hms("2024-06-02 04:00:00", tz = "Pacific/Auckland")
x3</pre>
```

Sauf indication contraire, {lubridate} utilise toujours l'heure UTC. UTC (Temps universel coordonné, compromis entre l'anglais CUT Coordinated universal time et le français TUC Temps universel coordonné) est le fuseau horaire standard utilisé par la communauté scientifique et est à peu près équivalent à GMT (Greenwich Mean Time). Il n'y a pas d'heure d'été, ce qui en fait une représentation pratique pour les calculs. Les opérations qui combinent des dates-heure, comme c(), ne tiennent souvent pas compte du fuseau horaire. Dans ce cas, les dates-heure s'afficheront dans le fuseau horaire du premier élément :

[1] "2024-06-02 04:00:00 NZST"

```
x4 <- c(x1, x2, x3)
x4

[1] "2024-06-01 12:00:00 EDT" "2024-06-01 12:00:00 EDT"

[3] "2024-06-01 12:00:00 EDT"
```

Vous pouvez modifier le fuseau horaire de deux manières :

• Conserver le même instant dans le temps, mais modifier la façon dont il est affiché. Utilisez cette option lorsque l'instant est correct, mais que vous souhaitez un affichage plus naturel.

```
x4a <- with_tz(x4, tzone = "Australia/Lord_Howe")
x4a</pre>
```

```
[1] "2024-06-02 02:30:00 +1030" "2024-06-02 02:30:00 +1030"
[3] "2024-06-02 02:30:00 +1030"

x4a - x4

Time differences in secs
[1] 0 0 0
```

• Modifier l'instant sous-jacent dans le temps. Utilisez cette option lorsqu'un instant a été étiqueté avec un fuseau horaire incorrect et que vous devez le corriger.

```
x4b <- force_tz(x4, tzone = "Australia/Lord_Howe")
x4b

[1] "2024-06-01 12:00:00 +1030" "2024-06-01 12:00:00 +1030"
[3] "2024-06-01 12:00:00 +1030"

x4b - x4

Time differences in hours
[1] -14.5 -14.5 -14.5</pre>
```

33.6 Pour aller plus loin

- le chapitre Dates and times de l'ouvrage R for Data Science (2e édition)
- la documentation du package {lubridate} : https://lubridate.tidyverse.org/

34 Réorganisation avec tidyr

partie VI Analyses avancées

35 Modèles de comptage (Poisson & apparentés)

Une variable de type comptage correspond à un *outcome* (variable à expliquer) entier positif. Le plus souvent, il s'agit du nombre d'occurrences de l'évènement d'intérêt. Pour expliquer une variable de ce type, les modèles linéaires ou les régressions logistiques ne sont pas adaptées. On aura alors recours à des modèles ou régressions de **Poisson**, c'est-à-dire de manière plus spécifique à un modèle linéaire généralisé (GLM en anglais), avec une fonction de lien logarithmique et une distribution statistique de **Poisson**.

Les modèles de **Poisson** font l'hypothèse que la variance est égale à la moyenne, ce qui ne s'observe pas toujours. Auquel cas on aura alors un problème de **surdispersion**. Dans ce cas-là, nous pourrons avoir recours à des modèles apparentés aux modèles de Poisson, à savoir les modèles **quasi-Poisson**, les modèles **binomiaux négatifs**.

Les modèles de comptage peuvent aussi être utiliser pour un outcome binaire, en lieu et place d'une régression logistique, afin d'estimer des prevalence ratio plutôt que des odds ratio.

Enfin, lorsqu'il y a un nombre important de 0 dans les données à expliquer, on peut avoir recours à des modèles zero-inflated ou des modèles hurdle qui, d'une certaine manière, combinent deux modèles en un (d'une part la probabilité de vivre l'évènement et d'autre part le nombre d'occurrences de l'évènement).

35.1 Modèle de Poisson

Nous allons nous intéresser à un premier exemple démographique en nous intéressant à la descendance atteinte par des

35.1.1 Préparation des données du premier exemple

Pour cet exemple, nous allons considérer le jeu de données fecondite fourni par le package {questionr}. Ce jeu de données comprends trois tables de données (menages, femmes et enfants) simulant les résultats d'une enquête démographique et de santé (EDS). Chargeons les données et jetons y un œil avec labelled::look_for().

```
library(tidyverse)
library(labelled)
data("fecondite", package = "questionr")
enfants |> look_for()
```

```
pos variable
                   label
                                                       col_type missing
    id_enfant
                   Identifiant de l'enfant
                                                       dbl
                                                                 0
    id\_femme
                   Identifiant de la mère
                                                       dbl
                                                                 0
3
   date_naissance Date de naissance
                                                       date
                                                                 0
    sexe
                   Sexe de l'enfant
                                                       dbl+lbl
5
                   L'enfant est-il toujours en vie ? dbl+lbl
    survie
    age_deces
                   Age au décès (en mois)
                                                       dbl
                                                                 1442
values
```

- [1] masculin
- [2] féminin
- [0] non
- [1] oui

Comme nous pouvons le voir, les variables catégorielles sont codées sous la forme de vecteurs numériques labellisés (cf. Chapitre 12), comme cela aurait été le cas si nous avions importé

un fichier Stata ou SPSS avec {haven}. Première étape, nous allons convertir à la volée ces variables catégorielles en facteurs avec labelled::unlabelled().

```
femmes <-
  femmes |>
  unlabelled()
enfants <-
  enfants |>
  unlabelled()
```

Pour notre analyse, nous allons devoir compter le nombre d'enfants que chaque femme a eu avant l'âge de 30 ans exacts. En premier lieu, nous devons calculer l'âge (cf. Section 33.4) de la mère à la naissance dans le tableau enfants, à l'aide de la fonction lubridate::time_length().

```
enfants <-
  enfants |>
  left_join(
    femmes |>
     select(id_femme, date_naissance_mere = date_naissance),
    by = "id_femme"
) |>
  mutate(
    age_mere = time_length(
        date_naissance_mere %--% date_naissance,
        unit = "years"
    )
)
```

Comptons maintenant, par femme, le nombre d'enfants nés avant l'âge de 30 ans et ajoutons cette valeur à la table femmes. N'oublions, après la fusion, de recoder les valeurs manquantes NA en 0 avec tidyr::replace_na().

```
femmes <-
  femmes |>
  left_join(
   enfants |>
```

```
filter(age_mere < 30) |>
    group_by(id_femme) |>
    count(name = "enfants_avt_30"),
    by = "id_femme"
) |>
    tidyr::replace_na(list(enfants_avt_30 = 0L))
```

Il nous reste à calculer l'âge des femmes au moment de l'enquête. Nous allons en profiter pour recoder (cf. Section 9.3) la variable éducation en regroupant les modalités secondaire et supérieur.

```
femmes <-
  femmes |>
  mutate(
   age = time_length(
      date_naissance %--% date_entretien,
      unit = "years"
   ),
  educ2 = educ |>
   fct_recode(
      "secondaire/supérieur" = "secondaire",
      "secondaire/supérieur" = "supérieur"
   )
)
```

Enfin, pour l'analyse, nous n'allons garder que les femmes âgées d'au moins 30 ans au moment de l'enquête. En effet, les femmes plus jeunes n'ayant pas encore atteint 30 ans, nous ne connaissons pas leur descendance atteinte à cet âge.

```
femmes30p <-
  femmes |>
  filter(age >= 30)
```

35.1.2 Calcul & Interprétation du modèle de Poisson

Les modèles de Poisson font partie de la famille des modèles linéaires généralisés (GLM en anglais) et se calculent dont avec

la fonction stats::glm() en précisant family = poisson.

```
mod1_poisson <- glm(
  enfants_avt_30 ~ educ2 + milieu + region,
  family = poisson,
  data = femmes30p
)</pre>
```

L'ensemble des fonctions et méthodes applicables aux modèles GLM, que nous avons déjà abordé dans le chapitre sur la régression logistique (cf. Chapitre 22), peuvent s'appliquer également aux modèles de Poisson. Nous pouvons par exemple réduire notre modèle par minimisation de l'AIC avec stats::step().

```
mod1 poisson <- step(mod1 poisson)</pre>
Start: AIC=1013.81
enfants_avt_30 ~ educ2 + milieu + region
         Df Deviance
                         AIC
- region 3
              686.46 1010.6
<none>
              683.62 1013.8
              686.84 1015.0
- milieu 1
- educ2
              691.10 1017.3
Step: AIC=1010.65
enfants_avt_30 ~ educ2 + milieu
         Df Deviance
                         AIC
<none>
              686.46 1010.6
- milieu
          1
              691.30 1013.5
- educ2
          2
              693.94 1014.1
```

Par défaut, les modèles de Poisson utilisent une fonction de lien logarithmique (log). Dès lors, il est fréquent de ne pas présenter directement les coefficients du modèle, mais plutôt l'exponentielle de leurs valeurs qui peut s'interpréter comme des risques relatifs (relative risks ou RR)⁵⁵. L'exponentielle des coefficients peut aussi être appelée incidence rate ratio (IRR)

 $^{^{55}}$ À ne pas confondre avec les odds ratio ou OR de la régression logistique.

car la régression de Poisson peut également être utilisée pour des modèles d'incidence, qui seront abordés dans le prochain chapitre (cf. Chapitre 36).

Pour un tableau mis en forme des coefficients, on aura tout simplement recours à {gtsummary} et sa fonction gtsummary::tbl_regression().

```
library(gtsummary)
theme_gtsummary_language("fr", decimal.mark = ",", big.mark = " ")
```

Setting theme `language: fr`

```
mod1_poisson |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 35.1: Tableau des coefficients du modèle de Poisson

Caractéristique	IRR	$95\%~{ m IC}$	p-valeur
Niveau d'éducation			
aucun			
primaire	$1,\!25$	0,90 - 1,72	0,2
secondaire/supérieur	0,53	$0,\!27-0,\!96$	0,052
Milieu de résidence	,	,	,
urbain			
rural	1,42	$1,\!04-1,\!98$	0,032

Pour une représentation graphique, on pourra avoir recours à ggstats::ggcoef_model() ou ggstats::ggcoef_table().

```
library(ggstats)
mod1_poisson |>
```

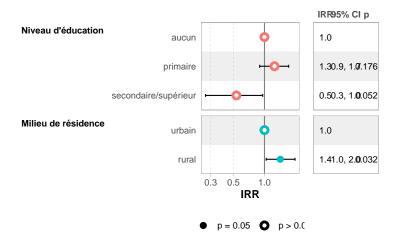


Figure 35.1: ?(caption)

Pour interpréter les coefficients, il faut se rappeler que ce qui est modéliser dans le modèle de Poisson est le nombre moyen d'événements. Le RR pour la modalité secondaire/supérieur est de 0,5 : cela signifie donc que, indépendamment des autres variables du modèle, la descendance atteinte à 30 ans moyenne des femmes de niveau secondaire ou supérieure est moitié moindre que cela des femmes sans niveau d'éducation (modalité de référence).

Nous pouvons vérifier visuellement ce résultat en réalisant un graphique des prédictions marginales moyennes avec broom.helpers::plot_marginal_predictions() (cf. Section 23.3).

```
broom.helpers::plot_marginal_predictions(mod1_poisson) |>
  patchwork::wrap_plots() &
  ggplot2::scale_y_continuous(limits = c(0, .4))
```

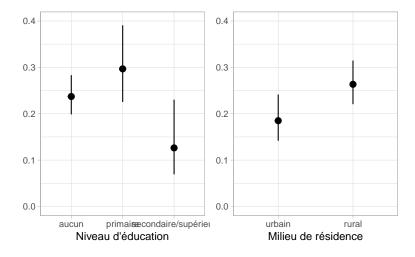


Figure 35.2: ?(caption)

35.1.3 Évaluation de la surdispersion

Comme tous les modèles GLM, le modèle de Poisson présuppose que les observations sont indépendantes les unes des autres⁵⁶. Surtout, la distribution de Poisson présuppose que la variance est égale à la moyenne. Or, il arrive fréquemment que la variance soit supérieure à la moyenne, auquel cas on parle alors de **surdispersion**. Si c'est le cas, le modèle de Poisson va sous-estimer la variance et produire des intervalles de confiance trop petit et des p-valeurs trop petites.

En premier lieu, nous pouvons vérifier si la distribution observée des données correspond peu ou prou à la distribution théorique de Poisson pour une moyenne correspondant à la moyenne observée.

La fonction ci-dessous permet justement de comparer la distribution observée avec la distribution théorique d'un modèle.

```
observed_vs_theoretical <- function(model) {
  observed <- model.response(model.frame(model))
  theoretical <- simulate(model, nsim = 1)
  theoretical <- theoretical[[1]]</pre>
```

⁵⁶ Si ce n'était pas le cas, par exemple s'il y a plusieurs observations pour un même individu, il faudrait adopter un autre type de modèle, par exemple un modèle mixte ou un modèle GEE, pour lesquels il est possible d'utiliser une distribution de Poisson.

```
df <- dplyr::tibble(</pre>
    status = c(
      rep.int("observed", length(observed)),
      rep.int("theoretical", length(theoretical))
    ),
    values = c(observed, theoretical)
  if (is.numeric(observed) && any(observed != as.integer(observed))) {
    ggplot2::ggplot(df) +
    ggplot2::aes(x = values, fill = status) +
    ggplot2::geom_density(
      alpha = .5,
     position = "identity"
    ggplot2::theme_minimal() +
    ggplot2::labs(fill = NULL)
  } else {
    ggplot2::ggplot(df) +
    ggplot2::aes(x = values, fill = status) +
    ggplot2::geom_bar(
      alpha = .5,
      position = "identity"
    ) +
    ggplot2::theme_minimal() +
    ggplot2::labs(fill = NULL)
  }
}
```

Appliquons cette fonction à notre modèle de Poisson.

```
mod1_poisson |>
  observed_vs_theoretical()
```

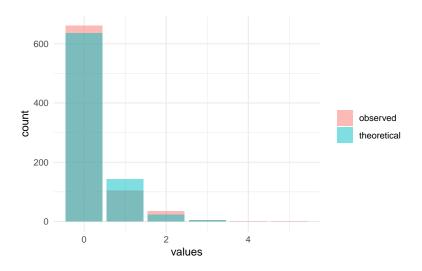
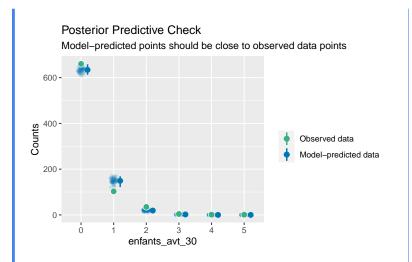


Figure 35.3: Distribution observée vs distribution théorique de la descendance atteinte à 30 ans (modèle de Poisson)

Les deux distributions restent assez proches même si la distribution observée est légèrement décalée vers la droite.

i Note La fonction performance::check_predictions() propose une visualisation un peu plus avancée. mod1_poisson |> performance::check_predictions(type = "discrete_both") Warning: Maximum value of original data is not included in the replicated data. Model may not capture the variation of the data.



Les points verts correspondent au nombre d'individus observés (sur l'axe vertical) pour chaque valeur de notre variable à expliquer (sur l'axe horizontal). La fonction simule ensuite une cinquantaine de jeu de données par réplication et affiche les prédictions du modèle pour ces jeux de données (points bleus avec effet de transparence), ainsi que les prédictions médianes (point bleu sans transparence) et l'intervalle des prédictions (barres verticales).

Dans notre exemple, on voit notamment que le modèle a du mal à prédire correctement le nombre d'individus avec 0, 1 ou 2 enfants.

Le paramètre (phi) qui correspond au ratio entre la variance observée et la variance théorique peut être estimée, en pratique, selon certains auteurs, comme le ratio de la déviance résiduelle sur le nombre de degrés de libertés du modèle. Il s'obtient ainsi :

mod1_poisson\$deviance / mod1_poisson\$df.residual

[1] 0.8580717

Si ce ratio s'écarte de 1, alors il y a un problème de surdispersion. Cependant, en pratique, il n'y a pas de seuil précis à partir duquel nous pourrions conclure qu'il faut rejeter le modèle.

La package {AER} propose un test, AER::dispersiontest(), pour tester s'il y a un problème de surdispersion. Ce test ne peut s'appliquer qu'à un modèle de Poisson.

```
mod1_poisson |> AER::dispersiontest()
```

Overdispersion test

```
data: mod1_poisson
z = 3.3367, p-value = 0.0004238
alternative hypothesis: true dispersion is greater than 1
sample estimates:
dispersion
    1.361364
```

Le package {performance} propose, quant à lui, un test plus générale de surdispersion via la fonction performance::check_overdispersion().

```
mod1_poisson |>
  performance::check_overdispersion()
```

Overdispersion test

```
dispersion ratio = 1.371
Pearson's Chi-Squared = 1096.575
p-value = < 0.001</pre>
```

Overdispersion detected.

Dans les deux cas, nous obtenons une p-valeur inférieure à 0,001, indiquant que le modèle de Poisson n'est peut-être pas approprié ici.

35.2 Modèle de quasi-Poisson

Le modèle de **quasi-Poisson** est similaire au modèle de **Poisson** mais autorise plus de souplesse pour la modélisation de la

variance qui est alors modélisée comme une relation linéaire de la moyenne. Il se calcule également avec stats::glm(), mais en indiquant family = quasipoisson. Comme avec le modèle de Poisson, la fonction de lien par défaut est la fonction logarithmique (log).

```
mod1_quasi <- glm(
  enfants_avt_30 ~ educ2 + milieu,
  family = quasipoisson,
  data = femmes30p
)</pre>
```

Important

L'AIC (Akaike information criterion) n'est pas défini pour ce type de modèle. Il n'est donc pas possible d'utiliser stats::step() avec un modèle de quasi-Poisson. Si l'on veut procéder à une sélection pas à pas descendante, on procédera donc en amont avec un modèle de Poisson classique.

Regardons les résultats obtenus :

```
mod1_quasi |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 35.2: Tableau des coefficients du modèle de quasi-Poisson

Caractéristique	IRR	95% IC	p-valeur
Niveau d'éducation			
aucun			
primaire	$1,\!25$	0,85 - 1,81	0,2
secondaire/supérieur	$0,\!53$	0,23-1,05	0,10
Milieu de résidence	•	,	,

Caractéristique	IRR	95% IC	p-valeur				
urbain		_					
rural	$1,\!42$	0,99-2,10	0,067				

Les coefficients sont identiques à ceux obtenus avec le modèle de Poisson (cf. Table 35.1), mais les intervalles de confiance sont plus larges et les p-valeurs plus élevées, traduisant la prise en compte d'une variance plus importante. Cela se voit aisément si l'on compare les coefficients avec ggstats::ggcoef_compare().

```
list(Poisson = mod1_poisson, "quasi-Poisson" = mod1_quasi) |>
ggcoef_compare(exponentiate = TRUE)
```

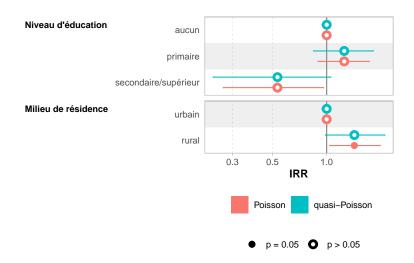


Figure 35.4: Comparaison des coefficients du modèle de Poisson et du modèle de quasi-Poisson

Le passage à un modèle de quasi-Poisson aura-t-il été suffisant pour régler notre problème de surdispersion ? La fonction performance::check_overdispersion() peut être appliquée à un modèle de quasi-Poisson.

```
mod1_quasi |>
  performance::check_overdispersion()
```

Overdispersion test

```
dispersion ratio = 1.371
Pearson's Chi-Squared = 1096.575
p-value = < 0.001
```

Overdispersion detected.

Il semble que nous ayons toujours une surdispersion, insuffisamment corrigée par le modèle de quasi-Poisson.

35.3 Modèle binomial négatif

Le modèle binomial négatif (negative binomial en anglais) modélise la variance selon une spécification quadratique (i.e. selon le carré de la moyenne). Il est implémenté dans le package {MASS} via la fonction MASS::glm.nb(). Les autres paramètres sont identiques à ceux de stats::glm().

```
mod1_nb <- MASS::glm.nb(
  enfants_avt_30 ~ educ2 + milieu + region,
  data = femmes30p
)</pre>
```

L'AIC étant défini pour pour ce type de modèle, nous pouvons procéder à une sélection pas à pas avec stats::step().

```
<none>
             460.98 979.10
- milieu 1
             463.29 979.41
- educ2
         2
             466.11 980.22
Step: AIC=975
enfants_avt_30 ~ educ2 + milieu
        Df Deviance
                       AIC
             460.14 975.00
<none>
- milieu 1 463.37 976.24
- educ2
         2
             465.54 976.40
```

La fonction de lien étant toujours logarithmique, nous pouvons donc afficher plutôt l'exponentielle des coefficients qui s'interprètent comme pour un modèle de Poisson.

```
mod1_nb |>
  tbl_regression(exponentiate = TRUE) |>
  bold_labels()
```

Table printed with `knitr::kable()`, not {gt}. Learn why at https://www.danieldsjoberg.com/gtsummary/articles/rmarkdown.html
To suppress this message, include `message = FALSE` in code chunk header.

Table 35.3: Tableau des coefficients du modèle binomial négatif

Caractéristique	IRR	95% IC	p-valeur
Niveau d'éducation			
aucun	_		
primaire	1,23	$0,\!82-1,\!82$	0,3
secondaire/supérieur	0,53	0,25-1,03	0,074
Milieu de résidence			
urbain			
rural	1,41	$0,\!97-2,\!06$	0,076

Cette fois-ci, les coefficients sont légèrement différents par rapport au modèle de Poisson, ce qui se voit aisément si l'on compare les trois modèles.

```
list(
   Poisson = mod1_poisson,
   "quasi-Poisson" = mod1_quasi,
   "Binomial négatif" = mod1_nb
) |>
   ggcoef_compare(exponentiate = TRUE)
```

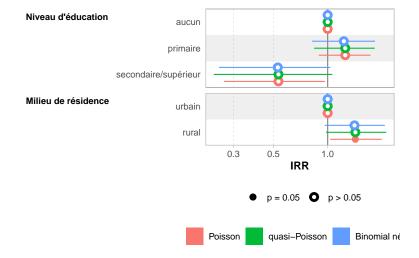


Figure 35.5: Comparaison des coefficients du modèle de Poisson, du modèle de quasi-Poisson et du modèle binomial négatif

Nous pouvons comparer la distribution observée et la distribution théorique et constater que les prédictions sont plus proches des données observées.

```
mod1_nb |>
  observed_vs_theoretical()
mod1_nb |>
  performance::check_predictions(type = "discrete_both")
```

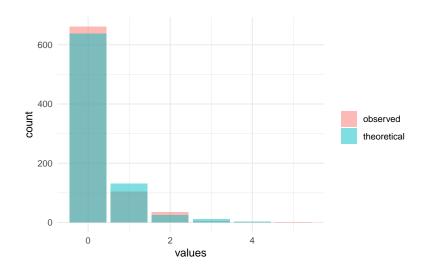


Figure 35.6: Distribution observée vs distribution théorique de la descendance atteinte à 30 ans (modèle négatif binomial)

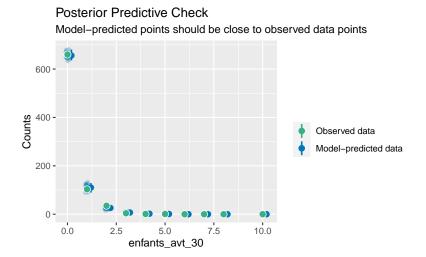


Figure 35.7: Distribution observée vs distribution théorique de la descendance atteinte à 30 ans (modèle négatif binomial)

Nous pouvons vérifier la surdispersion.

```
mod1_nb |>
   performance::check_overdispersion()

# Overdispersion test

   dispersion ratio = 0.971
Pearson's Chi-Squared = 776.516
   p-value = 0.718
```

No overdispersion detected.

Ouf! Nous n'avons plus de problème de surdispersion.

Pour celles et ceux intéressé · es, il est possible de comparer la performance des modèles avec la fonction performance::compare_performance().

```
performance::compare_performance(
  mod1_poisson,
  mod1_nb,
  metrics = "common"
)
```

Comparison of Model Performance Indices

Name	1	Model		AIC (weights)	1	BIC ((weights)		Nagelkerke's l	R2		RMSE
mod1_poisson		glm		1010.7	(<.001)		1029.4	k (<.001)		0.0	33		0.579
mod1_nb		negbin		977.0	(>.999)		1000.5	(>.999)		0.0	32		0.579

35.4 Exemple avec une plus grande surdispersion

Pour ce second exemple, nous allons considérer le jeu de données MASS::quine qui contient les données de 146 enfants scolarisés en Australie, notamment le nombre de jours d'absence à l'école au cours de l'année passée, le sexe l'enfant et leur vitesse d'apprentissage (dans la moyenne ou lentement).

Préparons les données en francisant les facteurs et en ajoutant des étiquettes de variable.

```
d <- MASS::quine |>
  mutate(
    jours = Days,
    sexe = Sex |>
      fct_recode(
        "fille" = "F",
        "garçon" = "M"
      ),
    apprentissage = Lrn |>
      fct_recode(
        "dans la moyenne" = "AL",
        "lentement" = "SL"
  ) |>
  set_variable_labels(
    jours = "Nombre de jours d'absence à l'école",
    sexe = "Sexe de l'enfant",
    apprentissage = "Vitesse d'apprentissage"
```

Calculons notre modèle de Poisson.

```
mod2_poisson <- glm(
  jours ~ sexe + apprentissage,
  data = d,
  family = poisson
)</pre>
```

Comparons les données observées avec les données prédites.

```
mod2_poisson |>
  observed_vs_theoretical()
```

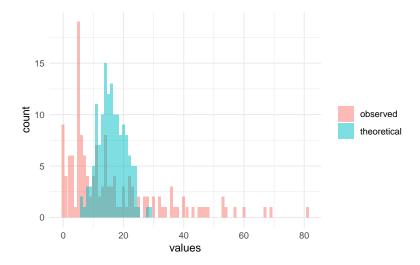


Figure 35.8: Distribution observée vs distribution théorique du nombre de jours d'absence (modèle de Poisson)

Nous voyons très clairement un décalage des deux distributions. Notre modèle de Poisson n'arrive pas à capturer la variabilité des observations. Faisons le test de surdispersion pour vérifier.

```
mod2_poisson |>
   performance::check_overdispersion()
```

Overdispersion test

```
dispersion ratio = 15.895
Pearson's Chi-Squared = 2273.046
p-value = < 0.001
```

Overdispersion detected.

Calculons un modèle binomial négatif et voyons si cela améliore la situation.

```
mod2_nb <- MASS::glm.nb(
   jours ~ sexe + apprentissage,</pre>
```

```
data = d
)

mod2_nb |>
observed_vs_theoretical()
```

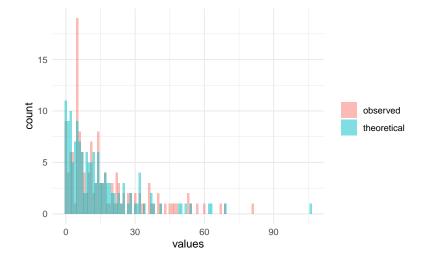


Figure 35.9: Distribution observée vs distribution théorique du nombre de jours d'absence (modèle binomial négatif)

Les deux distributions sont bien plus proches maintenant. Vérifions la surdispersion.

```
mod2_nb |>
  performance::check_overdispersion()
```

Overdispersion test

```
dispersion ratio = 0.971
Pearson's Chi-Squared = 138.915
p-value = 0.581
```

No overdispersion detected.

Voilà!

Pour finir, visualisons les coefficients du modèle.

```
mod2_nb |>
   ggcoef_table(exponentiate = TRUE)
```

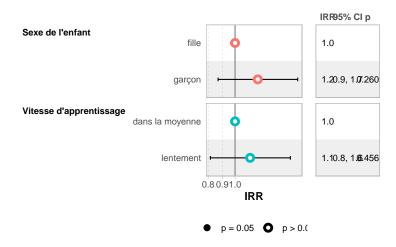


Figure 35.10: ?(caption)

35.5 Modèles de comptage avec une variable binaire

Pour l'analyse d'une variable binaire, les modèles de comptage représentent une alternative à la régression logistique binaire (cf. Chapitre 22). L'intérêt est de pouvoir interpréter les coefficients comme des *prevalence ratio* plutôt que des *odds ratio*.

Reprenons un exemple, que nous avons déjà utilisé à plusieurs reprises, concernant la probabilité de faire du sport, à partir de l'enquête histoires de vie 2003. Commençons par charger et recoder les données.

```
data(hdv2003, package = "questionr")
```

```
d <-
  hdv2003 |>
  mutate(
    groupe_ages = age |>
      cut(
        c(18, 25, 45, 65, 99),
        right = FALSE,
        include.lowest = TRUE,
        labels = c("18-24 \text{ ans}", "25-44 \text{ ans}",
                    "45-64 ans", "65 ans et plus")
      )
  ) |>
  set_variable_labels(
    sport = "Pratique un sport ?",
    sexe = "Sexe",
    groupe_ages = "Groupe d'âges",
    heures.tv = "Heures de télévision / jour"
  )
```

Pour la variable sexe, nous allons définir la modalité Femme comme modalité de référence. Pour cela, nous allons utiliser un contraste personnalisé (cf. Chapitre 24).

```
levels(d$sexe)

[1] "Homme" "Femme"

contrasts(d$sexe) <- contr.treatment(2, base = 2)</pre>
```

Calculons le modèle de régression logistique binaire classique.

```
mod3_binomial <- glm(
  sport ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
  family = binomial,
  data = d
)</pre>
```

Nous allons maintenant calculer un modèle de Poisson. Nous devons déjà ré-exprimer notre variable à expliquer sous la forme

d'une variable numérique égale à 0 si l'on ne pratique pas de sport et à 1 si l'on pratique un sport.

```
levels(d$sport)

[1] "Non" "Oui"

d$sport2 <- as.integer(d$sport == "Oui")
mod3_poisson <- glm(
    sport2 ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
    family = poisson,
    data = d
)</pre>
```

Vérifions si nous avons un problème de surdispersion.

```
performance::check_overdispersion(mod3_poisson)
```

Overdispersion test

```
dispersion ratio = 0.635
Pearson's Chi-Squared = 1263.552
p-value = 1
```

No overdispersion detected.

Regardons maintenant les résultats de nos deux modèles.

```
mod3_binomial |>
   ggstats::ggcoef_table(exponentiate = TRUE)
```

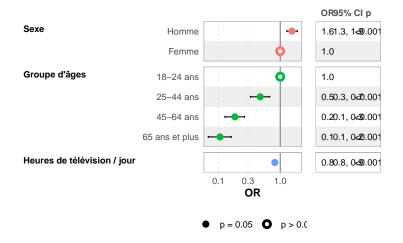


Figure 35.11: Facteurs associés à la pratique d'un sport (régression logistique)

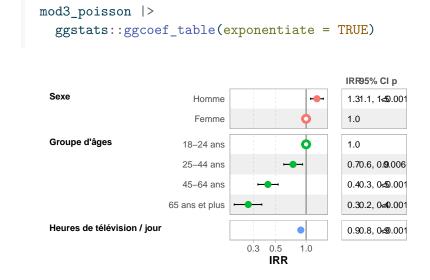


Figure 35.12: Facteurs associés à la pratique d'un sport (régression de Poisson)

p = 0.05 **O** p > 0.0

Nous pouvons voir ici que les deux modèles fournissent des résul-

tats assez proches. Par contre, les coefficients ne s'interprètent pas de la même manière. Dans le cadre de la régression logistique, il s'agit d'odds ratios (ou rapports des côtes) définis comme $OR_{A/B}=(\frac{p_A}{1-p_A})/(\frac{p_B}{1-p_B})$ où p_A correspond à la probabilité de faire du sport pour la modalité A. Pour la régression de Poisson, il s'agit de prevalence ratios (rapports des prévalences) définis comme $PR_{A/B}=p_A/p_B$. Avec un rapport des prévalences de 1,3, nous pouvons donc dire que, selon le modèle, les hommes ont 30% de chance en plus de pratiquer un sport.

Pour mieux comparer les deux modèles, nous pouvons présenter les résultats sous la forme de contrastes marginaux moyens (cf. Section 23.4) qui, pour rappel, sont exprimés dans l'échelle de la variable d'intérêt, soit ici sous la forme d'une différence de probabilité.

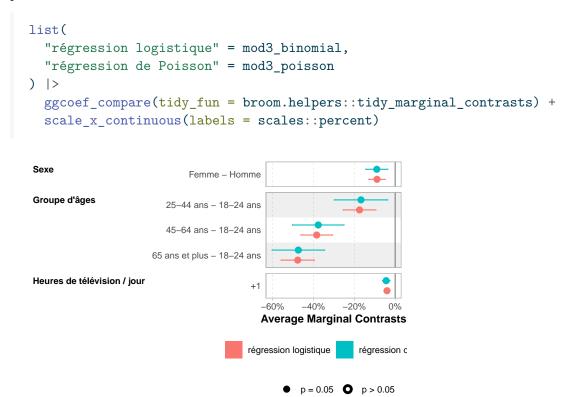


Figure 35.13: Comparaison des contrastes marginaux des deux modèles

Les résultats sont ici très proches. Nous pouvons néanmoins constater que les intervalles de confiance pour la régression de Poisson sont un peu plus large. Nous pouvons comparer les deux modèles avec performance::compare_performance() pour constater que, dans notre exemple, la régression de Poisson est un peu moins bien ajustée aux données que la régression logistique binaire. Cependant, en pratique, cela n'est pas ici problématique: le choix entre les deux modèles peut donc se faire en fonction de la manière dont on souhaite présenter et narrer les résultats.

```
performance::compare_performance(
   mod3_binomial,
   mod3_poisson,
   metrics = "common"
)
```

Warning: contrasts dropped from factor sexe

Comparison of Model Performance Indices

Name		Model	I	AIC	(weights)	I	BIC (weights)		RMSE		Tjur's R2	Nagelkerke	's R2
mod3_binomial	 	glm		2346.	3 (>.999)	 	2379.8 (>.999)		0.447		0.132	 	
$mod3_poisson$	-	glm		2748.8	8 (<.001)		2782.4 (<.001)		0.447				0.158



Lorsque l'on a une variable binaire à expliquer et que l'on souhaite calculer des risques relatifs (RR) ou prevalence ratio (PR), une alternative au modèle de Poisson est le modèle log-binomial. Il s'agit d'un modèle binomial avec une fonction de lien logarithme.

Il faut noter que ce type de modèles a parfois du mal à converger.

```
mod3_log <- glm(
  sport ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
  family = binomial(link = "log"),
  data = d
)</pre>
```

Error: impossible de trouver un jeu de coefficients correct : prière de fournir des valeurs :

C'est le cas ici ! Nous allons donc initier le modèle avec les coefficients du modèle de Poisson.

```
mod3_log <- glm(
  sport ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
  family = binomial(link = "log"),
  start = mod3_poisson$coefficients,
  data = d
)</pre>
```

Regardons les résultats.

```
mod3_log |>
  ggstats::ggcoef_table(exponentiate = TRUE)
```

Warning: le pas a été tronqué à cause de la divergence

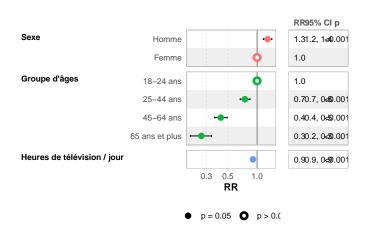
Warning: le pas a été tronqué à cause de la divergence

Warning: glm.fit: l'algorithme n'a pas convergé

Warning: glm.fit: l'algorithme n'a pas convergé

Warning: le pas a été tronqué à cause de la divergence

Warning: glm.fit: l'algorithme n'a pas convergé



Nous obtenons des résultats assez proches de ceux du modèle de Poisson. Notons cependant les différents avis affichés qui nous indiquent que le modèle a eu des difficultés à converger¹.

Le package {logbin} propose, via logib::logbin(), une implémentation de la régression log-binomiale en proposant des algorithmes de convergence plus stables.

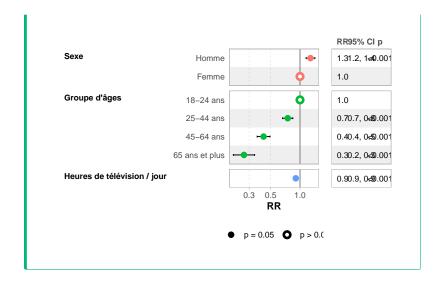
```
mod3_logbin <- logbin::logbin(</pre>
  sport ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
  data = d
)
```

Les résultats sont très proches.

```
mod3_logbin |>
  ggstats::ggcoef_table(exponentiate = TRUE)
```

Warning: The `tidy()` method for objects of class \logbin` is not maintained by the broom tea

This warning is displayed once per session.



35.6 Données pondérées et plan d'échantillonnage

Lorsque l'on a des données pondérées avec prise en compte d'un plan d'échantillonnage (cf. Chapitre 27), on ne peut utiliser directement stats::glm() avec un objet {survey}. On aura alors recours à survey::svyglm() qui est très similaire.

```
library(srvyr)
```

Attachement du package : 'srvyr'

L'objet suivant est masqué depuis 'package:stats':

filter

library(survey)

¹Sur ce sujet, on pourra consulter l'article *Log-binomial models: explo*ring failed convergence par Tyler Williamson, Misha Eliasziw et Gordon Hilton Fick, DOI: 10.1186/1742-7622-10-14. On pourra également consulter cet échange sur StackExchange.

```
Le chargement a nécessité le package : grid
Le chargement a nécessité le package : Matrix
Attachement du package : 'Matrix'
Les objets suivants sont masqués depuis 'package:tidyr':
    expand, pack, unpack
Le chargement a nécessité le package : survival
Attachement du package : 'survival'
L'objet suivant est masqué depuis 'package:quantreg':
    untangle.specials
Attachement du package : 'survey'
L'objet suivant est masqué depuis 'package:graphics':
    dotchart
  dp <- d |>
    as_survey_design(weights = poids)
  mod4_poisson <- svyglm(</pre>
    sport2 ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
    family = poisson,
    design = dp
  mod4_quasi <- svyglm(</pre>
    sport2 ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
    family = quasipoisson,
```

```
design = dp
)
```

Il est tout à fait possible d'appliquer stats::step() à ces modèles⁵⁷.

Concernant la régression binomiale négative, il n'y a pas d'implémentation fournie directement par {survey}. Cependant, le package {sjstats} en propose une via la fonction sjstats::svyglm.nb().

```
mod4_nb <- sjstats::svyglm.nb(
  sport2 ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
  design = dp
)</pre>
```

⁵⁷ Y compris, dans le cas présent, au modèle de quasi-Poisson.

Warning in theta.ml(Y, mu, sum(w), w, limit = control\$maxit, trace = control\$trace > : nombre limite d'iterations atteint

Warning in theta.ml(Y, mu, sum(w), w, limit = control\$maxit, trace = control\$trace > : nombre limite d'iterations atteint

Note

Une alternative possible consiste à utiliser des poids de réplication selon une approche du type boots-rap. Il faudra déjà définir des poids de réplication avec srvyr::as_survey_rep() puis avoir recours à survey::withReplicates(). Pour faciliter cette deuxième étape, on pourra se faciliter la vie avec le package {svrepmisc} et sa fonction svrepmisc::svynb(). Ce package n'étant pas disponible sur CRAN, on devra l'installer avec la commande remotes::install_github("carlganz/svrepmisc").

Attention : le temps de calcul du modèle avec les poids de réplication est de plusieurs minutes.

```
dp_rep <- dp |>
   as_survey_rep(type = "bootstrap", replicates = 100)
mod4_nb_alt <- svrepmisc::svynb(
   sport2 ~ sexe + groupe_ages + heures.tv,
   design = dp_rep
)</pre>
```

35.7 Lectures complémentaires

- Tutoriel : GLM sur données de comptage (régression de Poisson) avec R par Claire Della Vedova
- Tutorial: Poisson Regression in R (en anglais) par Hafsa Jabeen
- Quasi-Poisson vs. negative binomial regression: how should we model overdispersed count data? par Jay M Ver Hoef et Peter L Boveng, Ecology. 2007 Nov; 88(11):2766-72. doi: 10.1890/07-0043.1. PMID: 18051645

36 Modèles d'incidence / de taux

37 Quel modèle choisir?

La tableau synthétique ci-dessous permet d'identifier rapidement quelle fonction utiliser en fonction du type de variable à expliquer, du type de distribution et de la famille de modèles (modèle de base, modèle avec prise en compte du plan d'échantillonnage, modèle mixte ou modèle GEE).

Ce tableau est trop grand pour un rendu au format PDF. Merci de le consulter en ligne à l'adresse https://larmarange.github.io/guide-R/analyses_avancees/choix-modele.html.