

Analyse de Données

Benoît Simon-Bouhet

2018-11-17

Table des matières

1	Introduction	2
1.1	Objectifs	2
1.2	Organisation	3
2	R et RStudio : les bases	5
2.1	Que sont R et RStudio	6
2.2	Comment exécuter du code R?	7
2.3	Les packages additionels	18
2.4	Exercices	19
3	Explorez votre premier jeu de données	20
3.1	Le package nycflights13	20
3.2	Le data frame flights	21
3.3	Explorer un data.frame	22
3.4	Exercices	25
4	Visualiser des données avec ggplot2	25
4.1	Prérequis	26
4.2	La grammaire des graphiques	27
4.3	Les nuages de points	29
4.4	Les graphiques en lignes	43
4.5	Les histogrammes	51
4.6	Les facets	56
4.7	Les boîtes à moustaches ou boxplots	60
4.8	Les diagrammes bâtons	64
4.9	De l'exploration à l'exposition	76
4.10	Exercices	99
5	(Ar)ranger des données avec tidyverse	100
5.1	Prérequis	101
5.2	C'est quoi des "tidy data"?	102
5.3	Importer des données depuis un tableauur	112
6	Tripatouiller les données avec dplyr	123
6.1	Pré-requis	123
6.2	Le pipe %>%	123

6.3	Les verbes du tripatouillage de données	125
6.4	Filtrer des lignes avec <code>filter()</code>	126
6.5	Créer des résumés avec <code>summarise()</code> et <code>group_by()</code>	131
6.6	Sélectionner des variables avec <code>select()</code>	143
6.7	Créer de nouvelles variables avec <code>mutate()</code>	147
6.8	Trier des lignes avec <code>arrange()</code>	159
6.9	Associer plusieurs tableaux avec <code>left_join()</code> et <code>inner_join()</code>	162
6.10	Exercices	170

1 Introduction

1.1 Objectifs

Ce livre contient l'ensemble du matériel (contenus, exemples, exercices...) nécessaire à la réalisation des travaux pratiques d'analyse de données consacrés à la prise en main de R et RStudio.

Ces travaux pratiques ont essentiellement 3 objectifs :

1. Vous faire (re)découvrir les logiciels R et Rstudio dans lesquels vous allez passer beaucoup de temps tout au long de votre cursus de master. Vous avez choisi une spécialité de master qui implique de traiter des données et de communiquer des résultats d'analyses statistiques : R et RStudio devraient être les logiciels vers lesquels vous vous tournez naturellement pour faire l'un et l'autre.
 2. Vous faire prendre conscience de l'importance des visualisations graphiques :
 - d'une part, pour comprendre à quoi ressemblent les données en votre possession,
 - d'autre part, pour vous permettre de formuler des hypothèses pertinentes et intéressantes concernant les systèmes que vous étudiez,
 - et enfin, pour communiquer efficacement vos trouvailles à un public qui ne connaît pas vos données aussi bien que vous (cela inclut évidemment vos enseignants à l'issue de vos stages).
 Les données que vous serez amenés à traiter lors de vos stages, ou plus tard, lorsque vous serez en poste, ont souvent été acquises à grands frais, et au prix d'efforts importants. Il est donc de votre responsabilité d'en tirer le maximum. Et ça commence toujours (ou presque), par la réalisation de visualisations graphiques parlantes.
 3. Vous apprendre comment calculer des statistiques descriptives simples, sur plusieurs types de variables, afin de vous mettre dans les meilleures conditions possibles pour aborder d'une part les statistiques plus avancées de cet EC et des EC des semestres 2 et 3, et d'autre part les comptes-rendus de TP et rapports de stage que vous aurez à produire dans ce cursus de master. Vos enseignants attendent de vous la plus grande rigueur lorsque vous analysez et présentez des résultats d'analyses statistiques. Ces TP ont pour objectifs de vous fournir les bases nécessaires pour satisfaire ce niveau d'exigence.
-

1.2 Organisation

Au total, l'EC d'analyse de données contient :

- 15 heures de cours magistraux
- 9 heures de travaux pratiques (pour chaque groupe)
- 16 heures de TEA

1.2.1 Les cours magistraux

Les cours magistraux sont globalement découpés en 2 blocs à peu près indépendants :

1. un bloc de 10 heures consacrées aux notions statistiques élémentaires, aux statistiques descriptives et aux statistiques inférentielles. Nous couvrirons notamment les notions d'incertitude et d'inférence, les tests d'hypothèses, la comparaison de proportions, l'ajustement de données observées à des distributions théoriques, l'analyse de tables de contingences, les comparaisons de moyennes, les régressions linéaires, les ANOVA et ANCOVA...
2. un bloc de 5 heures consacrées aux statistiques multivariées telles que l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et l'Analyse Factorielle des Correspondances (AFC).

Mon objectif n'est de traiter à tout pris l'ensemble du matériel dans ce faible volume horaire. Nous prendrons le temps de traiter correctement l'ensemble du matériel, quitte à ajouter des séances si besoin. Je suis convaincu que tout le monde est capable de comprendre les grands principes des statistiques, et de réaliser des analyses statistiques dans un logiciel tel que R, y compris les plus réfractaires aux mathématiques. Mais il est nécessaire de démystifier cette discipline essentielle, et si certains ont besoin de plus de temps que d'autres, nous prendrons ce temps. Les TP et TEA, décrits plus bas, sont justement organisés pour permettre à chacun d'avancer à son rythme. Mais ne vous y trompez pas, cela vous demandera **beaucoup** de travail pendant ces 3 semaines.

Tous les aspects vu en cours seront en effet développés lors des séances de TP et de TEA. Vous aurez, pour chaque partie, des exercices à préparer et à déposer sur l'ENT. Ces exercices seront corrigés lors des séances de TP et/ou de TEA. Tout cela doit d'une part vous préparer à l'évaluation qui aura lieu en fin de bloc, mais surtout, cela doit vous permettre d'acquérir des compétences en analyses de données, compétences qui seront attendues de vous lorsque vous sortirez diplômé.e de ce master.

1.2.2 Les Travaux pratiques

Le contenu des séances de travaux pratiques sera découpé en 3 parties :

1. Prise en main des logiciels R et RStudio
2. Illustration du cours sur les statistiques descriptives et inférentielles, mise en pratique et réalisation d'exercices
3. Illustration du cours sur les statistiques multivariées, mise en pratique et réalisation d'exercices

Pour chaque séance de TP, vous travaillerez en salle banalisée, sur vos ordinateurs personnels. La première séance sera d'ailleurs consacrée à l'installation des logiciels nécessaires à la réalisation des TP ainsi qu'à la présentation de l'organisation.

Les séances de travaux pratiques ne sont *pas toutes obligatoires* : seules quelques séances (les dates vous seront présentées ultérieurement) le seront, probablement pas plus d'une par semaine. Pour toutes les autres séances, le fonctionnement sera celui d'une permanence non obligatoire : seuls celles et ceux qui en éprouvent le besoin sont tenus de se déplacer. Ces séances de permanence n'auront lieu que si certains parmi vous m'ont fait part de difficultés ou ont formulé des questions en amont des séances. Si aucune question ne m'a été posée en amont, les permanences n'auront pas lieu. Si une permanence a lieu, elle est ouverte à tous, quel que soit votre groupe de TP. Vous n'êtes d'ailleurs pas tenus de rester pendant 90 minutes : vous venez avec votre question, on y répond ensemble, et vous êtes libre de repartir quand bon vous semble. Les années précédentes, je voyais certains de vos collègues à chaque séance de permanence alors que d'autres ne sont jamais venus. Si vous n'en avez pas besoin, libre à vous de ne pas venir. Tant que le travail est fait et que les exercices ne vous posent pas de problème, libre à vous de vous organiser comme vous l'entendez.

Attention toutefois, venir aux séances de permanence en n'ayant pas préparé de question au préalable ne vous sera d'aucune aide. C'est parce que vous avez travaillé en amont de ces séances et que vous arrivez avec des questions que ces permanences sont utiles et efficaces. Donc si vous venez, c'est que vous avez bossé en amont.

Comment procéder pour savoir si une séance de permanence a lieu, ou pour poser une question ?

Tout se passera en ligne, grâce au logiciel Slack, qui fonctionne un peu comme un "twitter privé". Slack facilite la communication des équipes et permet de travailler ensemble. Créez-vous un compte en ligne et installez le logiciel sur votre ordinateur (il existe aussi des versions pour tablettes et smartphones). Lorsque vous aurez installé le logiciel, cliquez sur ce lien pour vous connecter à notre espace de travail commun.

Vous verrez que 3 "chaînes" sont disponibles :

- #organisation : c'est là que les questions liées à l'organisation du cours, des TP et TEA doivent être posées. Si vous ne savez pas si une séance de permanence a lieu, posez la question ici.
- #rstudio : c'est ici que toutes les questions pratiques liées à l'utilisation de R et RStudio devront être posées. Problèmes de syntaxe, problèmes liés à l'interface, à l'installation des packages ou à l'utilisation des fonctions... Tout ce qui concerne R ou RStudio mais pas directement les statistiques sera traité ici. Vous êtes libres de poser des questions, de poster des captures d'écran, des morceaux de code, des messages d'erreur. Et vous êtes bien entendu vivement encouragés à vous entraider et à répondre aux questions de vos collègues. Je n'interviendrai ici que pour répondre aux questions laissées sans réponse ou si les réponses apportées sont inexactes. Le fonctionnement est celui d'un forum de discussion instantané.
- #statistiques : c'est ici que toutes les questions liées aux méthodes statistiques devront être posées. Comme pour la chaîne #rstudio, vous êtes encouragés à poster des questions mais aussi des réponses. Le fonctionnement de l'ensemble se veut participatif.

Ainsi, quand vous travaillerez à vos TP ou TEA, prenez l'habitude de garder Slack ouvert sur votre ordinateur. Même si vous n'avez pas de question à poser, votre participation active pour répondre à vos collègues est souhaitable et souhaitée.

Si toutes les questions posées sur Slack ont trouvé une réponse, alors, inutile d'organiser une permanence. Si en revanche, certains n'ont pas compris, si les mêmes questions reviennent fréquemment, ou si des explications "en direct" sont plus efficaces qu'un long message sur Slack, alors une permanence aura lieu.

1.2.3 Le TEA

Les séances de TEA auront toutes lieu “à distance”. Je ne suis pas tenu d'être présent lors des séances de TEA, même si une salle banalisée est systématiquement réservée pour vous permettre de vous retrouver et de travailler ensemble. Je m'engage en revanche à être disponible sur Slack pour répondre rapidement aux questions posées lors des TEA. Et si certaines questions n'ont pas trouvé de réponse pendant les séances de TEA, nous y répondront lors du TP suivant.

Généralement, l'organisation de votre journée sera la suivante :

1. En début de matinée, 1h30 ou 3h de cours magistraux
2. En milieu de journée du temps libre ou du TEA pour avancer sur les TP, les exercices, la prise en main de R, etc.
3. En fin de journée une séance de TP/permanence non obligatoire de 90 minutes pour ceux qui en ont besoin et se manifestent.

1.2.4 L'évaluation

L'évaluation se fera sous la forme d'un devoir à la maison qui contiendra une série d'exercices couvrant tous les aspects du cours, de l'importation de données dans RStudio à leur analyse statistique en passant par leur mise en forme, et leur utilisation pour produire des graphiques et des tableaux synthétiques.

Dans le cadre de l'approche compétences, j'essaierai, dans la mesure du possible, d'indiquer quelles compétences sont acquises à l'issue de cet enseignement. Les compétences visées sont les suivantes :

1. Mettre en forme des données acquises afin d'en permettre l'analyse
2. Analyser des données uni-, bi- ou multi-variées issues d'observations et de mesures sur le terrain et au laboratoire ou issues d'enquêtes, pour répondre à une problématique scientifique précise
3. Maîtriser le logiciel R pour réaliser des analyses statistiques, des représentations graphiques ou des simulations numériques

2 R et RStudio : les bases

Avant de commencer à explorer des données dans R, il y a plusieurs concepts clés qu'il faut comprendre premier lieu :

1. Que sont R et RStudio ?
2. Comment s'y prend-on pour coder dans R ?
3. Que sont les “packages” ?

Même si vous pensez être déjà à l'aise avec ces concepts, lisez attentivement ce chapitre et faites les exercices demandés. Cela vous rafraîchira probablement la mémoire, et il n'est pas impossible que vous appreniez une chose ou deux au passage. Une bonne maîtrise des éléments présentés dans ce chapitre est un effet nécessaire pour aborder sereinement les chapitres suivants, à commencer par le chapitre 3, qui présente quelques jeux de données que nous explorerons en détail dans cet ouvrage.

Ce chapitre est en grande partie basé sur les 3 ressources suivantes que je vous encourage à consulter si vous souhaitez obtenir plus de détails :

1. L'ouvrage intitulé ModernDive, de Chester Ismay et Albert Y. Kim. Une bonne partie de cet ouvrage est très largement inspirée de cet ouvrage. C'est en anglais, mais c'est un très bon texte d'introduction aux statistiques sous R et RStudio.
 2. L'ouvrage intitulé Getting used to R, RStudio, and R Markdown de Chester Ismay, comprend des podcasts (en anglais toujours) que vous pouvez suivre en apprenant.
 3. Les tutoriels en ligne de DataCamp. DataCamp est une plateforme de e-learning accessible depuis n'importe quel navigateur internet dont la priorité est l'enseignement des "data sciences". Leurs tutoriels vous aideront à apprendre certains des concepts développés dans ce livre. Avant d'aller plus loin, rendez-vous sur le site de DataCamp et créez vous un compte gratuit.
-

2.1 Que sont R et RStudio

Pour l'ensemble de ces TP, j'attends de vous que vous utilisez R *via* RStudio. Les utilisateurs novices confondent souvent les deux. Pour tenter une analogie simple :

- R est le moteur d'une voiture
- RStudio est l'habitacle, le tableau de bord, les pédales

Si vous n'avez pas de moteur, vous n'irez nulle part. En revanche, un moteur sans tableau de bord est difficile à manœuvrer. Il est en effet beaucoup plus simple de faire avancer une voiture depuis l'habitacle, plutôt qu'en actionnant à la main les câbles et leviers du moteur.

En l'occurrence, R est un langage de programmation capable de produire des graphiques et de réaliser des analyses statistiques, des plus simples au plus complexes. RStudio est un "emballage" qui rend l'utilisation de R plus aisée. RStudio est ce qu'on appelle un IDE : Integrated Development Environment. On peut utiliser R sans RStudio, mais c'est nettement plus compliqué, nettement moins pratique.

2.1.1 Installation de R et RStudio

Si vous travaillez exclusivement sur les ordinateurs de l'Université, vous pouvez passer cette section. Si vous souhaitez utiliser R et RStudio sur votre ordinateur personnel, alors suivez le guide!

Avant tout, vous devez télécharger et installer R et RStudio, dans cet ordre :

1. Téléchargez et installez R
 - Note : vous devez installer ce logiciel en premier
 - Cliquez sur le lien de téléchargement qui correspond à votre système d'exploitation, puis, sur "base", et suivez les instructions
2. Téléchargez et installez RStudio

- Cliquez sur “Download RStudio Desktop”
- Choisissez la version gratuite et cliquez sur le lien de téléchargement qui correspond à votre système d’exploitation.

Pour plus de détails sur la façon de procéder, vous pouvez consulter cette vidéo sur le site de DataCamp. Pour accéder à la vidéo, il est possible que vous deviez vous identifier avec le compte (gratuit) que vous avez créé un peu plus tôt.

2.1.2 Utiliser R depuis RStudio

Puisqu'il est beaucoup plus facile d'utiliser Rstudio pour interagir avec R, nous utiliserons exclusivement l'interface de RStudio. Après l'installation des 2 logiciels, vous disposez de 2 nouveaux logiciels sur votre ordinateur. RStudio ne peut fonctionner sans R, mais nous travaillerons exclusivement dans RStudio :

R : Ne pas ouvrir ceci RStudio : ouvrir ça!

À l'université, vous trouverez RStudio dans le menu Windows. Quand vous ouvrez RStudio pour la première fois, vous devriez obtenir une fenêtre qui ressemble à ceci :

Regardez cette vidéo DataCamp pour découvrir les différents panneaux de l'application, en particulier la Console dans laquelle nous exécuterons très bientôt du code R

2.2 Comment exécuter du code R ?

Maintenant que vous avez installé R et RStudio, vous vous demandez probablement comment on s'en sert... La première chose à noter est que, contrairement à d'autres logiciels comme Excel, STATA ou SAS qui fournissent des interfaces où tout se fait en cliquant avec sa souris, R est un langage interprété, ce qui signifie que vous devez taper des commandes R, écrites en code R. C'est-à-dire que vous devez **programmer** en R (j'utilise les termes “coder” et “programmer” de manière interchangeable dans ce livre).

Il n'est pas nécessaire d'être un programmeur pour utiliser R, néanmoins, il est nécessaire de programmer! Il existe en effet un ensemble de concepts de programmation de base que les utilisateurs R doivent comprendre et maîtriser. Par conséquent, bien que ce livre ne soit pas un livre sur la programmation, vous en apprendrez juste assez sur ces concepts de programmation de base pour explorer et analyser efficacement des données.

2.2.1 La console

La façon la plus simple d'interagir avec RStudio (mais pas du tout la meilleure!) consiste à taper directement des commandes que R pourra comprendre dans la Console.

Cliquez dans la console (après le symbole >) et tapez ceci, sans oublier de valider en tapant sur la touche Entrée :

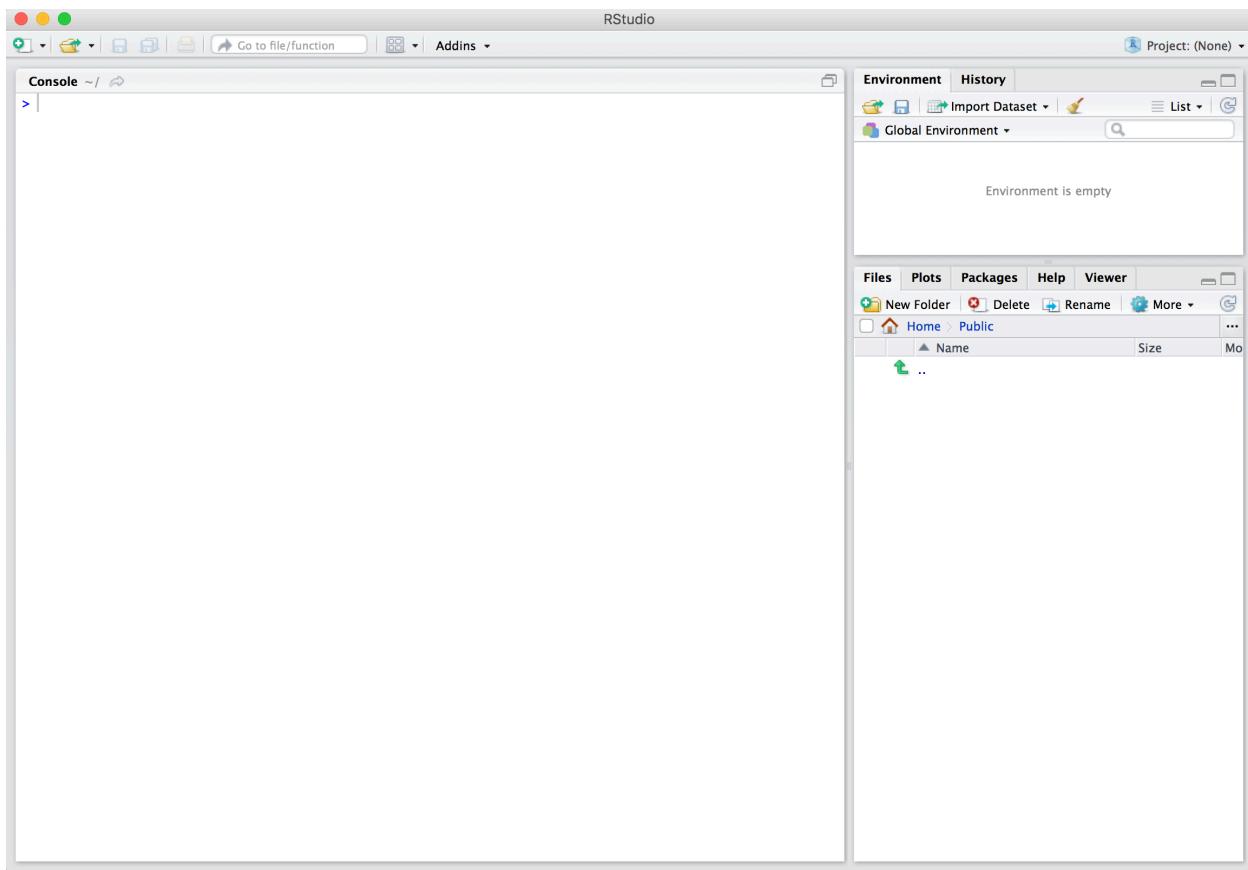


FIGURE 1

```
[1] 11
```

Félicitations, vous venez de taper votre première instruction R : vous savez maintenant faire des additions !

2.2.2 Le répertoire de travail

La première commande que vous devriez connaître quand vous travaillez dans R ou RStudio est la suivante :

```
getwd()
```

Si vous tapez cette commande dans la console, RStudio doit vous afficher un emplacement sur votre ordinateur. Cet emplacement est appelé “Répertoire de travail”, ou “Working Directory” en anglais (getwd() est l’abréviation de “Get Working Directory”).

Ce répertoire de travail est important : c’est là que seront stockés les tableaux et graphiques que vous déciderez de sauvegarder. C’est là aussi que vous sauvegarderez vos scripts (voir plus bas) qui vous permettront de garder la trace de votre travail et de le reprendre là où vous l’avez laissé la dernière fois. Enfin, lorsque vous souhaiterez importer des tableaux de données contenus dans des fichiers externes (par exemple, des fichiers Excel), c’est également dans ce répertoire que R tentera de trouver vos données.

Avant d’aller plus loin je vous conseille donc vivement de :

1. Créer un nouveau dossier intitulé “Rstats” sur votre espace personnel (généralement, sur le disque “W :” des ordinateurs de l’Université)
2. Indiquez à RStudio que vous souhaitez travailler dans ce nouveau répertoire de travail. Pour cela vous avez 3 solutions au choix :
 1. Dans RStudio, cliquez dans le menu “Session > Set Working Directory > Choose Directory...” puis naviguez jusqu’au dossier que vous venez de créer
 2. Dans le panneau “Files”, naviguez jusqu’au dossier “Rstats” que vous venez de créer, puis cliquez sur le bouton “More > Set As Working Directory”
 3. En ligne de commande, dans la console, utilisez la fonction setwd() pour spécifier le chemin de votre nouveau dossier, par exemple :

```
# Attention à bien respecter les majuscules et à utiliser les guillemets.
setwd("W:/Rstats")
```

Il ne vous reste plus qu’à vérifier que le changement a bien été pris en compte en tapant à nouveau getwd() dans la console. Attention, vous devez vous assurer d’être dans le bon répertoire de travail **à chaque nouvelle session!**

2.2.3 Les scripts

Taper du code directement dans la console est probablement la pire façon de travailler dans RStudio. Cela est parfois utile pour faire un rapide calcul, ou pour vérifier qu’une commande fonctionne correctement. Mais la plupart du temps, vous devriez taper vos commandes dans un script.

Un script est un fichier au format “texte brut” (cela signifie qu'il n'y a pas de mise en forme et que ce fichier peut-être ouvert par n'importe quel éditeur de texte, y compris les plus simples comme le bloc notes de Windows), dans lequel vous pouvez taper :

1. des instructions qui seront comprises par R comme si vous les tapiez directement dans la console
2. des lignes de commentaires, qui doivent obligatoirement commencer par le symbole #.

Les avantages de travailler dans un script sont nombreux :

1. Vous pouvez sauvegarder votre script à tout moment (vous devriez prendre l'habitude de le sauvegarder très régulièrement). Vous gardez ainsi la trace de toutes les commandes que vous avez tapées.
2. Vous pouvez aisément partager votre script pour collaborer avec vos collègues de promo et enseignants.
3. Vous pouvez documenter votre démarche et les différentes étapes de vos analyses. Vous devez ajouter autant de commentaires que possible. Cela permettra à vos collaborateurs de comprendre ce que vous avez fait. Et cela vous permettra de comprendre ce que vous avez fait il y a 6 mois quand vous vous replongerez dans vos analyses dans quelques temps. Si votre démarche vous paraît cohérente maintenant, il n'est en effet pas garanti que vous rappellerez de chaque détail dans 6 mois ou 6 ans.
4. Un script bien structuré et clair permet de rendre vos analyses répétables. Si vous passez 15 heures à analyser un tableau de données précis, il vous suffira de quelques secondes pour analyser un nouveau jeu de données similaire : vous n'aurez que quelques lignes à modifier dans votre script original pour l'appliquer à de nouvelles données.

Vous pouvez créer un script en cliquant dans le menu “File > New File > R Script”. Un nouveau panneau s'ouvre dans l'application. Pensez à sauvegarder immédiatement votre nouveau script. Il faut pour cela lui donner un nom. Vous noterez que par défaut, RStudio propose d'enregistrer votre script dans votre répertoire de travail.

À partir de maintenant, vous ne devriez plus taper de commande directement dans la console. Tapez systématiquement vos commandes dans un script et sauvegardez-le régulièrement.

Pour exécuter les commandes du script dans la console, il suffit de placer le curseur sur la ligne contenant la commande et de presser les touches **ctrl + enter** (ou **command + enter** sous macOS). Si un message d'erreur s'affiche dans la console, c'est que votre instruction était erronée. Modifiez la directement dans votre script et pressez à nouveau les touches **ctrl + enter** (ou **command + enter** sous macOS) pour tenter à nouveau votre chance. Idéalement, votre script ne devrait contenir que des commandes qui fonctionnent et des commentaires expliquant à quoi servent ces commandes.

À la fin de chaque séance de TEA, vous devrez déposer sur l'ENT le script que vous avez créé durant la séance. Ce script devra porter votre nom de famille et se terminer par l'extension .R. Ainsi, si Jean-Claude Van Damme faisait des statistiques, il devrait déposer sur l'ENT un fichier intitulé VanDamme.R à la fin de chaque séance de TEA.

Ci-dessous, un exemple de script

```
# Penser à installer le package ggplot2 si besoin
# install.packages("ggplot2")

# Chargement du package
```

```

library(ggplot2)

# Mise en mémoire des données de qualité de l'air à New-York de mai à septembre 1973
data(airquality)

# Affichage des premières lignes du tableau de données
head(airquality)

# Quelle est la structure de ce tableau ?
str(airquality)

# Réalisation d'un graphique présentant la relation entre la concentration en ozone
# atmosphérique en ppb et la température en degrés Fahrenheit
ggplot(data = airquality, mapping = aes(x = Temp, y = Ozone)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(method = "loess")

# On constate une augmentation importante de la concentration d'ozone
# pour des températures supérieures à 75°F

```

Même si vous ne comprenez pas encore les commandes qui figurent dans ce script (ça viendra !), voici ce que vous devez en retenir :

1. Le script contient plus de lignes de commentaires que de commandes R
2. Chaque étape de l'analyse est décrite en détail
3. On peut ajouter des commentaires afin de décrire les résultats
4. Seules les commandes pertinentes et qui fonctionnent ont été conservées dans ce script
5. Chaque ligne de commentaire commence par #. Il est ainsi possible de conserver certaines commandes R dans le script, “pour mémoire”, sans pour autant qu'elle ne soient exécutées. C'est le cas pour la ligne `# install.packages("ggplot2")`.

Si j'exécute ce script dans la console de RStudio (en sélectionnant toutes les lignes et en pressant les touches `ctrl+enter` ou `command+enter` sous macOS), voilà ce qui est produit :

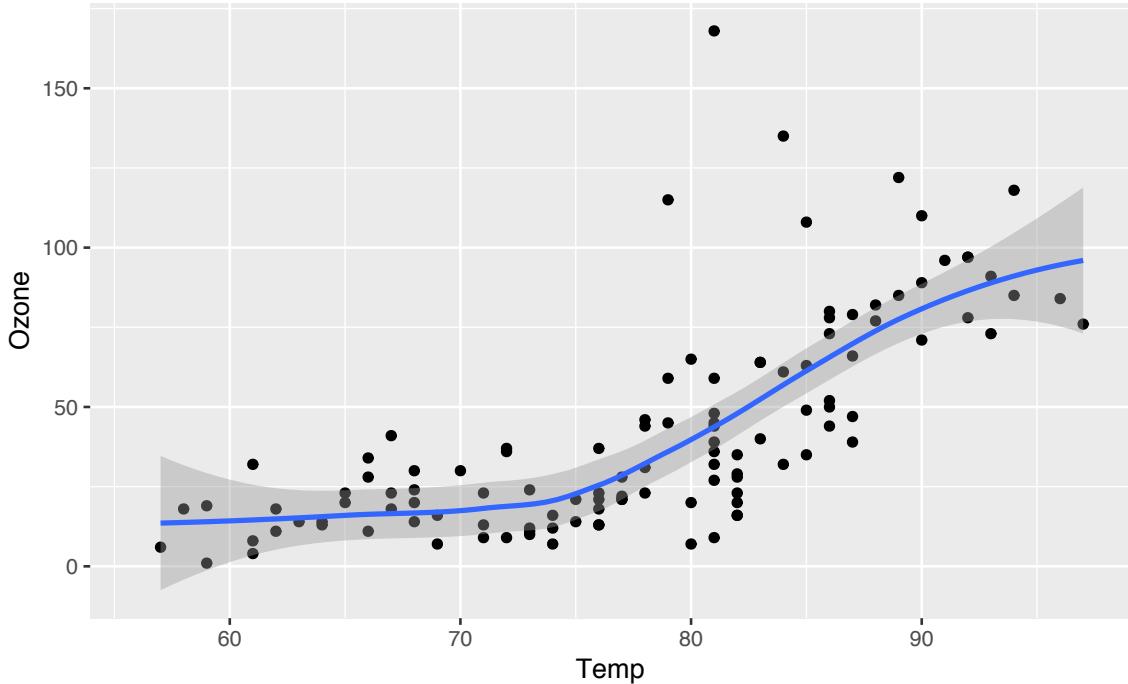
```

Ozone Solar.R Wind Temp Month Day
1    41     190  7.4   67     5   1
2    36     118  8.0   72     5   2
3    12     149 12.6   74     5   3
4    18     313 11.5   62     5   4
5    NA      NA 14.3   56     5   5
6    28      NA 14.9   66     5   6

'data.frame': 153 obs. of 6 variables:
 $ Ozone : int  41 36 12 18 NA 28 23 19 8 NA ...
 $ Solar.R: int  190 118 149 313 NA NA 299 99 19 194 ...

```

```
$ Wind    : num  7.4 8 12.6 11.5 14.3 14.9 8.6 13.8 20.1 8.6 ...
$ Temp    : int   67 72 74 62 56 66 65 59 61 69 ...
$ Month   : int   5 5 5 5 5 5 5 5 5 5 ...
$ Day     : int   1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
```



2.2.4 Concepts de base en programmation et terminologie

Pour vous présenter les concepts de base et la terminologie de la programmation dont nous aurons besoin dans R, vous allez suivre les tutoriels en ligne suivants, sur le site de DataCamp. Pour chacun des tutoriels, j’indique une liste des concepts de programmation couverts. Notez que dans ce livre, nous utiliserons une police différente pour distinguer le texte normal et les commandes-informatiques.

Il est important de noter que, bien que ces tutoriels sont d’excellentes introductions, une seule lecture est insuffisante pour un apprentissage en profondeur et une rétention à long terme. Les outils ultimes pour l’apprentissage et la rétention à long terme sont “l’apprentissage par la pratique” et “la répétition”. Outre les exercices demandés dans DataCamp, que vous devez effectuer directement dans votre navigateur, je vous encourage donc à multiplier les essais, directement dans la console de RStudio, ou, de préférence, dans un script que vous annoterez, pour vous assurer que vous avez bien compris chaque partie.

2.2.4.1 Objets, types, vecteurs, facteurs et tableaux de données

Dans le cours d’introduction à R sur DataCamp, suivez les chapitres suivants. Au fur et à mesure de votre travail, notez les termes importants et ce à quoi ils font référence.

- Chapitre 1 : introduction
- La console : l’endroit où vous tapez des commandes

- Les objets : où les valeurs sont stockées, comment assigner des valeurs à des objets
- Les types de données : entiers, doubles/numériques, caractères et logiques
- Chapitre 2 : vecteurs
 - Les vecteurs : des collections de valeurs du même type.
- Chapitre 4 : les facteurs
 - Des données catégorielles (et non pas *numériques*) représentés dans R sous forme de `factors`.
- Chapitre 5 : les jeux de données ou `data.frame`
 - Les `data.frames` sont similaires aux feuilles de calcul rectangulaires que l'on peut produire dans un tableur. Dans R, ce sont des objets rectangulaires (des tableaux !) contenant des jeux de données : les lignes correspondent aux observations et les colonnes aux variables décrivant les observations. La plupart du temps, c'est le format de données que nous utiliserons. Plus de détails dans le chapitre 3.

Avant de passer à la suite, il nous reste 2 grandes notions à découvrir dans le domaine du code et de la syntaxe afin de pouvoir travailler efficacement dans R : les opérateurs de comparaison d'une part, et les fonctions d'autre part.

2.2.4.2 Opérateurs de comparaison

Comme leur nom l'indique, ils permettent de comparer des valeurs ou des objets. Les principaux opérateurs de comparaison sont :

- `==` : égale à
- `!=` : différent de
- `>` : supérieur à
- `<` : inférieur à
- `>=` : supérieur ou égal à
- `<=` : inférieur ou égal à

Ainsi, on peut tester si 3 est égal à 5 :

```
3 == 5
```

```
[1] FALSE
```

La réponse est bien entendu FALSE. Est-ce que 3 est inférieur à 5 ?

```
3 < 5
```

```
[1] TRUE
```

La réponse est maintenant TRUE. Lorsque l'on utilise un opérateur de comparaison, la réponse est toujours soit vrai (TRUE), soit faux (FALSE).

Il est aussi possible de comparer des chaînes de caractères :

```
"Bonjour" == "Au revoir"
```

```
[1] FALSE
```

```
"Bonjour" >= "Au revoir"
```

```
[1] TRUE
```

Manifestement, “Bonjour” est supérieur ou égal à “Au revoir”. En fait, R utilise l’ordre alphabétique pour comparer les chaînes de caractères. Puisque dans l’alphabet, le “B” de “Bonjour” arrive après le “A” de “Au revoir”, pour R, “Bonjour” est bien supérieur à “Au revoir”.

Il est également possible d’utiliser ces opérateurs pour comparer un chiffre et un vecteur :

```
tailles_pop1 <- c(112, 28, 86, 14, 154, 73, 63, 48)  
tailles_pop1 > 80
```

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

Ici, l’opérateur nous permet d’identifier quels éléments du vecteur `taille_pop1` sont supérieurs à 80. Il s’agit des éléments placés en première, troisième et cinquième position.

Il est aussi possible de comparer 2 vecteurs qui contiennent le même nombre d’éléments :

```
tailles_pop2 <- c(114, 27, 38, 91, 54, 83, 33, 68)  
tailles_pop1 > tailles_pop2
```

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

Les comparaisons sont ici faites élément par élément. Ainsi, les observations 2, 3, 5 et 7 du vecteur `tailles_pop1` sont supérieures aux observations 2, 3, 5 et 7 du vecteur `tailles_pop2` respectivement.

Ces vecteurs de vrais/faux sont très utiles car ils peuvent permettre de compter le nombre d’éléments répondant à une certains condition :

```
sum(tailles_pop1 > tailles_pop2)
```

```
[1] 4
```

Lorsque l’on effectue une opération arithmétique (comme le calcul d’une somme ou d’une moyenne) sur un vecteur de vrais/faux, les TRUE sont remplacés par 1 et les FALSE par 0. La somme nous indique donc le nombre de vrais dans un vecteur de vrais/faux, et la moyenne nous indique la proportion de vrais :

```
mean(tailles_pop1 > tailles_pop2)
```

```
[1] 0.5
```

Note : Attention, si les vecteurs comparés n’ont pas la même taille, un message d’avertissement est affiché :

```
tailles_pop3 <- c(43, 56, 92)  
tailles_pop1
```

```
[1] 112 28 86 14 154 73 63 48
```

```
tailles_pop3
```

```
[1] 43 56 92
```

```
tailles_pop3 > tailles_pop1
```

```
Warning in tailles_pop3 > tailles_pop1: la taille d'un objet plus long n'est pas multiple de la taille d'un objet plus court
```

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

Dans un cas comme celui là, R va *recycler* l'objet le plus court, ici tailles_pop3 pour qu'une comparaison puisse être faite avec chaque élément de l'objet le plus long (ici, tailles_pop1). Ainsi, 43 est comparé à 112, 56 est comparé à 28 et 92 est comparé à 86. Puisque tailles_pop3 ne contient plus d'éléments, ils sont recyclés, dans le même ordre : 43 est comparé à 14, 56 est comparé à 154, et ainsi de suite jusqu'à ce que tous les éléments de tailles_pop1 aient été passés en revue.

Ce type de recyclage est très risqué car il est difficile de savoir ce qui a été comparé avec quoi. En travaillant avec des tableaux plutôt qu'avec des vecteurs, le problème est généralement évité puisque toutes les colonnes d'un `data.frame` contiennent le même nombre d'éléments.

Dernière chose concernant les opérateurs de comparaison : la question des données manquantes. Dans R les données manquantes sont symbolisées par cette notation : NA, abréviation de “Not Available”. Le symbole NaN (comme “Not a Number”) est parfois aussi observé lorsque des opérations ont conduit à des indéterminations. Mais c'est plus rare et la plupart du temps, les NaNs peuvent être traités comme les NAs. L'un des problèmes des données manquantes, est qu'il est nécessaire de prendre des précautions pour réaliser des comparaison les impliquants :

```
3 == NA
```

```
[1] NA
```

On s'attend logiquement à ce que 3 ne soit pas considéré comme égal à NA, et donc, on s'attend à obtenir FALSE. Pourtant, le résultat est NA. La comparaison d'un élément quelconque à une donnée manquante fournit toujours une donnée manquante : la comparaison ne peut pas se faire, R n'a donc rien à retourner. C'est également le cas aussi lorsque l'on compare deux valeurs manquantes :

```
NA == NA
```

```
[1] NA
```

C'est en fait assez logique. Imaginons que j'ignore l'âge de Pierre et l'âge de Marie. Il n'y a aucune raison pour que leur âge soit le même, mais il est tout à fait possible qu'il le soit. C'est impossible à déterminer :

```
age_Pierre <- NA  
age_Marie <- NA  
age_Pierre == age_Marie
```

```
[1] NA
```

Mais alors comment faire pour savoir si une valeur est manquante puisqu'on ne peut pas utiliser les opérateurs de comparaison ? On utilise la fonction `is.na()` :

```
is.na(age_Pierre)
```

```
[1] TRUE
```

```
is.na(tailles_pop3)
```

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

D'une façon générale, le point d'exclamation permet de signifier à R que nous souhaitons obtenir le contraire d'une expression :

```
!is.na(age_Pierre)
```

```
[1] FALSE
```

```
!is.na(tailles_pop3)
```

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

Cette fonction nous sera très utile plus tard pour éliminer toutes les lignes d'un tableau contenant des valeurs manquantes.

2.2.4.3 L'utilisation des fonctions

Dans R, les fonctions sont des objets particuliers qui permettent d'effectuer des tâches très variées. Du calcul d'une moyenne à la création d'un graphique, en passant par la réalisation d'analyses statistiques complexes ou simplement l'affichage du chemin du répertoire de travail, tout, dans R, repose sur l'utilisation de fonctions. Vous en avez déjà vu un certain nombre :

Fonction	Pour quoi faire ?
c()	Créer des vecteurs
class()	Afficher ou modifier la classe d'un objet
factor()	Créer des facteurs
getwd()	Afficher le chemin du répertoire de travail
head()	Afficher les premiers éléments d'un objet
is.na()	Tester si un objet contient des valeurs manquantes
mean()	Calculer une moyenne
names()	Afficher ou modifier le nom des éléments d'un vecteur
order()	Ordonner les éléments d'un objet
setwd()	Modifier le chemin du répertoire de travail
subset()	Extraire une partie des éléments d'un objet
sum()	Calculer une somme
tail()	Afficher les derniers éléments d'un objet

Cette liste va très rapidement s'allonger au fil des séances. Je vous conseille donc vivement de tenir à jour une liste des fonctions décrites, avec une explication de leur fonctionnement et éventuellement un exemple de syntaxe.

Certaines fonction ont besoin d'arguments (par exemple, la fonction `factor()`), d'autres peuvent s'en passer (par exemple, la fonction `getwd()`). Pour apprendre comment utiliser une fonction particulière, pour découvrir quels sont ses arguments possibles, quelle est leur rôle et leur intérêt, la meilleure solution est de consulter l'aide de cette fonction. Il suffit pour cela de taper un `? suivi du nom de la fonction :`

```
?factor()
```

Toutes les fonctions et jeux de données disponibles dans R disposent d'un fichier d'aide similaire. Cela peut faire un peu peur au premier abord (tout est en anglais !), mais ces fichiers d'aide ont l'avantage d'être très complets, de fournir des exemples d'utilisation, et ils sont tous construits sur le même modèle. Vous avez donc tout intérêt à vous familiariser avec eux. vous devriez d'ailleurs prendre l'habitude de consulter l'aide de chaque fonction qui vous pose un problème. Par exemple, le logarithme (en base 10) de 100 devrait faire 2, car 100 est égal à 10^2 . Pourtant :

```
log(100)
```

```
[1] 4.60517
```

Que se passe-t'il ? Pour le savoir, il faut consulter l'aide de la fonction `log` :

```
?log()
```

Ce fichier d'aide nous apprend que par défaut, la syntaxe de la fonction `log()` est la suivante :

```
log(x, base = exp(1))
```

Par défaut, la base du logarithme est fixée à `exp(1)`. Nous avons donc calculé un logarithme népérien (en base `e`). Cette fonction prend donc 2 arguments :

1. `x` ne possède pas de valeur par défaut : il nous faut obligatoirement fournir quelque chose (la rubrique "Argument" du fichier d'aide nous indique que `x` doit être un vecteur numérique ou complexe) afin que la fonction puisse calculer un logarithme
2. `base` possède un argument par défaut. Si nous ne spécifions pas nous même la valeur de `base`, elle sera fixée à sa valeur par défaut, c'est à dire `exp(1)`.

Pour calculer le logarithme en base 10 de 100, il faut donc taper, au choix, l'une de ces 3 expressions :

```
log(x = 100, base = 10)
```

```
[1] 2
```

```
log(100, base = 10)
```

```
[1] 2
```

```
log(100, 10)
```

```
[1] 2
```

Le nom des arguments d'une fonction peut être omis tant que ces arguments sont indiqués dans l'ordre attendu par la fonction (cet ordre est celui qui est précisé à la rubrique "Usage" du fichier d'aide de la fonction). Il

est possible de modifier l'ordre des arguments d'une fonction, mais il faut alors être parfaitement explicite et utiliser les noms des arguments tels que définis dans le fichier d'aide.

Ainsi, pour calculer le logarithme en base 10 de 100, on ne peut pas taper :

```
log(10, 100)
```

```
[1] 0.5
```

car cela revient à calculer le logarithme en base 100 de 10. On peut en revanche taper :

```
log(base = 10, x = 100)
```

```
[1] 2
```

2.3 Les packages additionnels

Une source de confusion importante pour les nouveaux utilisateurs de R est la notion de package. Les packages étendent les fonctionnalités de R en fournissant des fonctions, des données et de la documentation supplémentaires et peuvent être téléchargés gratuitement sur Internet. Ils sont écrits par une communauté mondiale d'utilisateurs de R. Par exemple, parmi plus de 13000 packages disponibles à l'heure actuelle, nous utiliseront fréquemment :

- Le package `ggplot2` pour la visualisation des données dans le chapitre 4
- Le package `dplyr` pour les manipuler des tableaux données dans le chapitre 6

Une bonne analogie pour les packages R : ils sont comme les apps que vous téléchargez sur un téléphone portable :

R : Un nouveau téléphone Packages : Apps qu'on peut télécharger

R est comme un nouveau téléphone mobile. Il est capable de faire certaines choses lorsque vous l'utilisez pour la première fois, mais il ne sait pas tout faire. Les packages R sont comme les apps que vous pouvez télécharger dans l'App Store et Google Play. Pour utiliser un package, comme pour utiliser Instagram, vous devez :

1. Le télécharger et l'installer. Vous ne le faites qu'une fois.
2. Le charger (en d'autres termes, l'ouvrir) en utilisant la commande `library()`.

Donc, tout comme vous ne pouvez commencer à partager des photos avec vos amis sur Instagram que si vous installez d'abord l'application et que vous l'ouvrez, vous ne pouvez accéder aux données et fonctions d'un package R que si vous installez d'abord le package et le chargez avec la fonction `library()`. Passons en revue ces 2 étapes.

2.3.1 Installation d'un package

Il y a deux façons d'installer un package. Par exemple, pour installer le package `ggplot2`:

1. **Le plus simple** : Dans le panneau “File” de Rstudio :
 - a) Cliquez sur l'onglet “Packages”
 - b) Cliquez sur “Install”
 - c) Tapez le nom du package dans le champ “Packages (separate multiple with space or comma) :” Pour notre exemple, tapez `ggplot2`
 - d) Cliquez “Install”
2. **Méthode alternative** : Dans la console, tapez `install.packages("ggplot2")` (vous devez inclure les guillemets).

En procédant de l'une ou l'autre façon, installez également les packages suivants : `tidyverse` et `nycflights13`.

Note : un package doit être installé une fois seulement, sauf si une version plus récente est disponible et que vous souhaitez mettre à jour ce package.

2.3.2 Charger un package en mémoire

Après avoir installé un package, vous pouvez le charger en utilisant la fonction `library()`. Par exemple, pour charger `ggplot2` et `dplyr` tapez ceci dans la console :

```
library(ggplot2)  
library(dplyr)
```

Note : Vous devez charger à nouveau chaque package que vous souhaitez utiliser **à chaque fois que vous ouvrez une nouvelle session de travail dans RStudio**. Ça peut être un peu pénible et c'est une source d'erreur fréquente pour les débutants. Quand vous voyez un message d'erreur commençant par :

Error: could not find function...

rappelez-vous que c'est probablement parce que vous tentez d'utiliser une fonction qui fait partie d'un package que vous n'avez pas chargé. Pour corriger l'erreur, il suffit donc de charger le package approprié avec la commande `library()`.

2.4 Exercices

Créez un nouveau script que vous nommerez `VotreNomDeFamille.R`. Vous prendrez soin d'ajouter autant de commentaires que nécessaire dans votre script afin de le structurer correctement.

1. Téléchargez (si besoin) et chargez le package `ggplot2`
2. Chargez le jeu de données `diamonds` grâce à la commande `data(diamonds)`
3. Déterminer le nombre de lignes et de colonnes de ce tableau nommé `diamonds`

4. Créez un nouveau tableau que vous nommerez `diamants_chers` qui contiendra uniquement les informations des diamants dont le prix est supérieur ou égal à \$15000
5. Combien de diamants coûtent \$15000 ou plus ?
6. Cela représente quelle proportion du jeu de données de départ ?
7. Triez ce tableau par ordre de prix décroissant et affichez les informations des 20 diamants les plus chers.

3 Explorez votre premier jeu de données

Mettons en pratique tout ce que nous avons appris pour commencer à explorer un jeu de données réelles. Les données nous parviennent sous différents formats, des images au texte en passant par les chiffres. Tout au long de ce document, nous nous concentrerons sur les ensembles de données qui peuvent être stockés dans une feuille de calcul, car il s'agit de la manière la plus courante de collecter des données dans de nombreux domaines. N'oubliez pas ce que nous avons appris dans la section 2.2.4.1 : ces ensembles de données de type “tableurs” sont appelés `data.frame` dans R, et nous nous concentrerons sur l'utilisation de ces objets tout au long de ce livre.

Commençons par charger les packages nécessaires pour ce chapitre (cela suppose que vous les ayez déjà installés. Relisez la Section 2.3 pour plus d'informations sur l'installation et le chargement des packages R si vous ne l'avez pas déjà fait). Au début de chaque chapitre, nous aurons systématiquement besoin de charger quelques packages. Donc n'oubliez pas de les installer au préalable si besoin.

```
# Pensez à installer ces packages avant de les charger si besoin
library(dplyr)
library(nycflights13)
```

3.1 Le package `nycflights13`

Nous avons probablement déjà presque tous pris l'avion. Les grands aéroports contiennent de nombreuses portes d'embarquement, et pour chacune d'elles, des informations sur les vols en partance sont affichées. Par exemple, le numéro du vol, les heures de décollage et d'atterrissement prévues, les retards etc. Dans la mesure du possible, on aime arriver à destination à l'heure. Dans la suite de ce document, on examinera ce jeu de données, notamment afin d'en apprendre plus sur les causes de retard les plus fréquentes.

Ce package contient 5 “tableaux” contenant des informations sur chaque vol intérieur qui ayant quitté New York en 2013, soit depuis l'aéroport de Newark Liberty International (EWR), soit depuis l'aéroport John F. Kennedy International (JFK), soit depuis l'aéroport LaGuardia (LGA) :

1. `flights` : informations sur chacun des 336776 vols
2. `airlines` : traduction entre les codes IATA à 2 lettres des compagnies aériennes et leur nom complet (il y en a 16 au total)
3. `planes` : informations constructeurs pour chacun des 3322 avions utilisés en 2013
4. `weather` : données météorologiques heure par heure (environ 8705 observations) pour chacun des 3 aéroports de New York

5. airports : noms et localisation géographiques des aéroports desservis (1458 aéroports)

3.2 Le data frame flights

Nous allons commencer par explorer le jeu de données `flights` qui est inclus avec le package `nycflights13` afin de nous faire une idée de sa structure. Dans votre script, tapez la commande suivante et exécutez là dans la console (selon les réglages de RStudio et *la largeur de votre console*, l'affichage peut varier légèrement) :

```
flights
```

```
# A tibble: 336,776 x 19
  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     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
# ... with 336,766 more rows, and 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>
```

Essayons de décrypter cet affichage :

- A tibble: 336,776 x 19 : un tibble est un `data.frame` amélioré. Il a toutes les caractéristiques d'un `data.frame`, (tapez `class(flights)` pour vous en convaincre), mais en plus, il a quelques propriétés intéressantes sur lesquelles nous reviendrons plus tard. Ce tibble possède donc :
 - 336776 lignes
 - 19 colonnes, qui correspondent aux variables Dans un tibble, les observations sont toujours en ligne et les variables en colonnes.
- `year`, `month`, `day`, `dep_time`, `sched_dep_time`... Sont les noms des colonnes, c'est à dire les variables de ce jeu de données.
- Nous avons ensuite les 10 premières lignes du tableau qui correspondent à 10 vols.
- ... with 336,766 rows, and 11 more variables : nous indique que 336766 lignes et 11 variables ne logent pas à l'écran. Ces données font toutefois partie intégrante du tableau `flights`.
- le nom et le type de chaque variable qui n'a pas pu être affichée à l'écran

Cette façon d'afficher les tableaux est spécifique des tibbles. Vous noterez que le type de chaque variable est indiqué entre `<...>`. Les types que vous pourrez rencontrer sont les suivants :

- <int> : nombres entiers (“integers”)
- <dbl> : nombres réels (“doubles”)
- <chr> : caractères
- <fct> : facteurs
- <ord> : facteurs ordonnés
- <lgl> : logiques (colonne de vrais/faux : “logical”)
- <date> : dates
- <time> : heures
- <dttm> : combinaison de date et d’heure (“date time”)

Cette façon d’afficher le contenu d’un tableau permet d’y voir (beaucoup) plus clair que l’affichage classique d’un `data.frame`. Malheureusement, ce n’est pas toujours suffisant. Voyons quelles sont les autres méthodes permettant d’explorer un `data.frame`.

3.3 Explorer un `data.frame`

Parmi les nombreuses façons d’avoir une idée des données contenues dans un `data.frame` tel que `flights`, on présente ici 2 fonctions qui prennent le nom du `data.frame` en guise d’argument et un opérateur :

- la fonction `View()` intégrée à RStudio. C’est celle que vous utiliserez le plus souvent. Attention, elle s’écrit avec un “V” majuscule.
- la fonction `glimpse()` chargée avec le package `dplyr`. Elle est très similaire à la fonction `str()` découverte dans les tutoriels de DataCamp.
- l’opérateur `$` permet d’accéder à une unique variable d’un `data.frame`.

3.3.1 `View()`

Tapez `View(flights)` dans votre script et exécutez la commande. Un nouvel onglet contenant ce qui ressemble à un tableau doit s’ouvrir.

Question : à quoi correspond chacune des lignes de ce tableau ?

- A. aux données d’une compagnie aérienne
- B. aux données d’un vol
- C. aux données d’un aéroport
- D. aux données de plusieurs vols

Ici, vous pouvez donc explorer la totalité du tableau, passer chaque variable en revue, et même appliquer des filtres pour ne visualiser qu’une partie des données. Par exemple, essayez de déterminer combien de vols ont décollé de l’aéroport JFK le 12 février.

Ce tableau n'est pas facile à manipuler. Il est impossible de corriger des valeurs, et lorsque l'on applique des filtres, il est impossible de récupérer uniquement les données filtrées. Nous verrons plus tard comment les obtenir en tapant des commandes simples dans un script. La seule utilité de ce tableau est donc l'exploration visuelle des données.

3.3.2 glimpse()

La seconde façon d'explorer les données contenues dans un tableau est d'utiliser la fonction `glimpse()` après avoir chargé le package `dplyr`:

```
glimpse(flights)
```

```
Observations: 336,776
Variables: 19
$ year           <int> 2013, 2013, 2013, 2013, 2013, 2013, 2013, 2013...
$ month          <int> 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1...
$ day            <int> 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1...
$ dep_time        <int> 517, 533, 542, 544, 554, 554, 555, 557, 557, 558, 55...
$ sched_dep_time <int> 515, 529, 540, 545, 600, 558, 600, 600, 600, 60...
$ dep_delay       <dbl> 2, 4, 2, -1, -6, -4, -5, -3, -2, -2, -2, -2, -2, ...
$ arr_time        <int> 830, 850, 923, 1004, 812, 740, 913, 709, 838, 753, 8...
$ sched_arr_time <int> 819, 830, 850, 1022, 837, 728, 854, 723, 846, 745, 8...
$ arr_delay       <dbl> 11, 20, 33, -18, -25, 12, 19, -14, -8, 8, -2, -3, 7, ...
$ carrier         <chr> "UA", "UA", "AA", "B6", "DL", "UA", "B6", "EV", "B6"...
$ flight          <int> 1545, 1714, 1141, 725, 461, 1696, 507, 5708, 79, 301...
$ tailnum         <chr> "N14228", "N24211", "N619AA", "N804JB", "N668DN", "N...
$ origin          <chr> "EWR", "LGA", "JFK", "JFK", "LGA", "EWR", "EWR", "LG...
$ dest            <chr> "IAH", "IAH", "MIA", "BQN", "ATL", "ORD", "FLL", "IA...
$ air_time        <dbl> 227, 227, 160, 183, 116, 150, 158, 53, 140, 138, 149...
$ distance        <dbl> 1400, 1416, 1089, 1576, 762, 719, 1065, 229, 944, 73...
$ hour            <dbl> 5, 5, 5, 5, 6, 5, 6, 6, 6, 6, 6, 6, 6, 6, 5, 6, 6...
$ minute          <dbl> 15, 29, 40, 45, 0, 58, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 59...
$ time_hour       <dttm> 2013-01-01 05:00:00, 2013-01-01 05:00:00, 2013-01-0...
```

Ici, les premières observations sont présentées en lignes pour chaque variable du jeu de données. Là encore, le type de chaque variable est précisé. Essayez d'identifier 3 variables catégorielles. À quoi correspondent-elles ? En quoi sont-elles différentes des variables numériques ?

3.3.3 L'opérateur \$

Enfin, l'opérateur `$` permet d'accéder à une unique variable grâce à son nom. Par exemple le tableau `airlines` contient seulement 2 variables :

```
airlines
```

```
# A tibble: 16 x 2
```

```

carrier name
<chr> <chr>
1 9E Endeavor Air Inc.
2 AA American Airlines Inc.
3 AS Alaska Airlines Inc.
4 B6 JetBlue Airways
5 DL Delta Air Lines Inc.
6 EV ExpressJet Airlines Inc.
7 F9 Frontier Airlines Inc.
8 FL AirTran Airways Corporation
9 HA Hawaiian Airlines Inc.
10 MQ Envoy Air
11 OO SkyWest Airlines Inc.
12 UA United Air Lines Inc.
13 US US Airways Inc.
14 VX Virgin America
15 WN Southwest Airlines Co.
16 YV Mesa Airlines Inc.

```

Nous pouvons accéder à ces variables grâce à leur nom :

```
airlines$name
```

```

[1] "Endeavor Air Inc."      "American Airlines Inc."
[3] "Alaska Airlines Inc."   "JetBlue Airways"
[5] "Delta Air Lines Inc."   "ExpressJet Airlines Inc."
[7] "Frontier Airlines Inc." "AirTran Airways Corporation"
[9] "Hawaiian Airlines Inc." "Envoy Air"
[11] "SkyWest Airlines Inc." "United Air Lines Inc."
[13] "US Airways Inc."       "Virgin America"
[15] "Southwest Airlines Co." "Mesa Airlines Inc."

```

Cela nous permet de récupérer les données sous la forme d'un vecteur. Attention toutefois, le tableau flights contient tellement de lignes, que récupérer une variable grâce à cet opérateur peut rapidement saturer la console. Si, par exemple, vous souhaitez extraire les données relatives aux compagnies aériennes (colonne carrier) du tableau flights, vous pouvez taper ceci :

```
flights$carrier
```

Le résultat est pour le moins indigeste! Lorsqu'un tableau contient de nombreuses lignes, c'est rarement une bonne idée de transformer l'une de ses colonnes en vecteur. Dans la mesure du possible, les données d'un tableau doivent rester dans le tableau.

3.3.4 Les fichiers d'aide

Une fonctionnalité particulièrement utile de R est son système d'aide. On peut obtenir de l'aide au sujet de n'importe quelle fonction et de n'importe quel jeu de données en tapant un ? immédiatement suivi du nom de la fonction ou de l'objet.

Par exemple, examinez l'aide du jeu de données flights :

```
?flights
```

Vous devriez absolument prendre l'habitude d'examiner les fichiers d'aide des fonctions ou jeux de données pour lesquels vous avez des questions. Ces fichiers sont très complets, et même s'il peuvent paraître impressionnantes au premier abord, ils sont tous structurés sur le même modèle et vous aideront à comprendre comment utiliser les fonctions, quels sont les arguments possibles, à quoi ils servent et comment les utiliser.

Prenez le temps d'examiner le fichier d'aide du jeu de données flights. Avant de passer à la suite, assurez-vous d'avoir compris à quoi correspondent chacune des 19 variables de ce tableau.

3.4 Exercices

Consultez l'aide du jeu de données diamonds du package ggplot2.

- Quel est le code de la couleur la plus prisée?
- Quel est le code de la moins bonne clarté?
- À quoi correspond la variable z?
- En quoi la variable depth est-elle différente de la variable z?

Consultez l'aide du package nycflights13 en tapant help(package="nycflights13"). Consultez l'aide des 5 jeux de données de ce package. À quoi correspond la variable visib? Dans quel tableau se trouve-t-elle? Combien de lignes possède ce tableau?

4 Visualiser des données avec ggplot2

Dans les chapitres 2 et 3, nous avons vu ce qui me semble être les concepts essentiels avant de commencer à explorer en détail des données dans R. Les éléments de syntaxe abordés dans la section 2.2 sont nombreux et vous n'avez probablement pas tout retenu. C'est pourquoi je vous conseille de garder les tutoriels de DataCamp à portée de main afin de pouvoir refaire les parties que vous maîtrisez le moins. Ce n'est qu'en répétant plusieurs fois ces tutoriels que les choses seront vraiment comprises et que vous les retiendrez. Ainsi, si des éléments de code présentés ci-dessous vous semblent obscurs, revenez en arrière : toutes les réponses à vos questions se trouvent probablement dans les chapitres précédents.

Après la découverte des bases du langage R, nous abordons maintenant les parties de ce livre qui concernent la “science des données” (ou “Data Science” pour nos amis anglo-saxons). Nous allons voir dans ce chapitre qu’outre les fonctions View() et glimpse(), l’exploration visuelle via la représentation graphique des données

est un moyen indispensable et très puissant pour comprendre ce qui se passe dans un jeu de données. **La visualisation de vos données devrait toujours être un préambule à toute analyse statistique.**

La visualisation des données est en outre un excellent point de départ quand on découvre la programmation sous R, car ses bénéfices sont clairs et immédiats : vous pouvez créer des graphiques élégants et informatifs qui vous aident à comprendre les données. Dans ce chapitre, vous allez donc plonger dans l'art de la visualisation des données, en apprenant la structure de base des graphiques réalisés avec `ggplot2` qui permettent de transformer des données numériques et catégorielles en graphiques.

Toutefois, la visualisation seule ne suffit généralement pas. Il est en effet souvent nécessaire de transformer les données pour produire des représentations plus parlantes. Ainsi, dans les chapitres 5 et 6, vous découvrirez les verbes clés qui vous permettront de sélectionner des variables importantes, de filtrer les observations clés, de créer de nouvelles variables, de calculer des résumés, d'associer des tableaux ou de les remettre en forme.

Ce n'est qu'en combinant les transformations de données et représentations graphiques d'une part, avec votre curiosité et votre esprit critique d'autre part, que vous serez véritablement en mesure de réaliser une analyse exploratoire utile de vos données. C'est la seule façon d'identifier des questions intéressantes et pertinentes sur vos données, afin de tenter d'y répondre par les analyses statistiques et la modélisation par la suite.

4.1 Prérequis

Dans ce chapitre, nous aurons besoin des packages suivants :

```
library(ggplot2)
library(nycflights13)
library(dplyr)
```

Si ce n'est pas déjà fait, pensez à les installer avant de les charger en mémoire.

Au niveau le plus élémentaire, les graphiques permettent de comprendre comment les variables se comparent en termes de tendance centrale (à quel endroit les valeurs ont tendance à être localisées, regroupées) et leur dispersion (comment les données varient autour du centre). La chose la plus importante à savoir sur les graphiques est qu'ils doivent être créés pour que votre public (le professeur qui vous évalue, le collègue avec qui vous collaborez, votre futur employeur, etc.) comprenne bien les résultats et les informations que vous souhaitez transmettre. Il s'agit d'un exercice d'équilibrisme : d'une part, vous voulez mettre en évidence autant de relations significatives et de résultats intéressants que possible, mais de l'autre, vous ne voulez pas trop en inclure, afin d'éviter de rendre votre graphique illisible ou de submerger votre public. Tout comme n'importe quel paragraphe de document écrit, un graphique doit permettre de **communiquer un message** (une idée forte, un résultat marquant, une hypothèse nouvelle, etc).

Comme nous le verrons, les graphiques nous aident également à repérer les tendances extrêmes et les valeurs aberrantes dans nos données. Nous verrons aussi qu'une façon de faire, assez classique, consiste à comparer la distribution d'une variable quantitative pour les différents niveaux d'une variable catégorielle.

TABLE 4 – Les 6 premières lignes du jeu de données ‘gapminder’ pour l’année 2007

Country	Continent	Life Expectancy	Population	GDP per Capita
Afghanistan	Asia	43.828	31889923	974.5803
Albania	Europe	76.423	3600523	5937.0295
Algeria	Africa	72.301	33333216	6223.3675
Angola	Africa	42.731	12420476	4797.2313
Argentina	Americas	75.320	40301927	12779.3796
Australia	Oceania	81.235	20434176	34435.3674

4.2 La grammaire des graphiques

Les lettres gg du package `ggplot` sont l’abréviation de “grammar of graphics” : la grammaire des graphiques. De la même manière que nous construisons des phrases en respectant des règles grammaticales précises (usage des noms, des verbes, des sujets et adjectifs...), la grammaire des graphiques établit un certain nombre de règles permettant de construire des graphiques : elle précise les composants d’un graphique en suivant le cadre théorique défini par Wilkinson (2005).

4.2.1 Éléments de la grammaire

En bref, la grammaire des graphiques nous dit que :

Un graphique est l’association (`mapping`) de données/variables (`data`) à des attributs esthétiques (`aesthetics`) d’objets géométriques (`geometric objects`).

Pour clarifier, on peut disséquer un graphique en 3 éléments essentiels :

1. `data` : le jeu de données contenant les variables que l’on va associer à des objets géométriques
2. `geom` : les objets géométriques en question. Cela fait référence aux types d’objets que l’on peut observer sur le graphiques (des points, des lignes, des barres, etc)
3. `aes` : les attributs esthétiques des objets géométriques présents sur le graphique. Par exemple, la position sur les axes x et y, la couleur, la taille, la transparence, la forme, etc. Chacun de ces attributs esthétiques peut-être associé à une variable de notre jeu de données.

Examinons un exemple pour bien comprendre.

4.2.2 Gapminder

En février 2006, un statisticien du nom de Hans Rosling a donné un TED Talk intitulé “The best stats you’ve ever seen”. Au cours de cette conférence, Hans Rosling présente des données sur l’économie mondiale, la santé et le développement des pays du monde. Les données sont disponibles sur ce site et dans le package `gapminder`.

Pour l’année 2007, le jeu de données contient des informations pour 142 pays. Examinons les premières lignes de ce jeu de données :

Pour chaque ligne, les variables suivantes sont décrites :

- Country : le pays
- Continent : le continent
- Life Expectancy : espérance de vie à la naissance
- Population : nombre de personnes vivant dans le pays
- GDP per Capita : produit intérieur brut (PIB) par habitant en dollars américains. GDP est l'abréviation de “Growth Domestic Product”. C'est un indicateur de l'activité économique d'un pays, parfois utilisé comme une approximation du revenu moyen par habitant.

Examinons maintenant la figure 2 qui représente ces variables pour chacun des 142 pays de ce jeu de données (notez l'utilisation de la notation scientifique dans la légende).

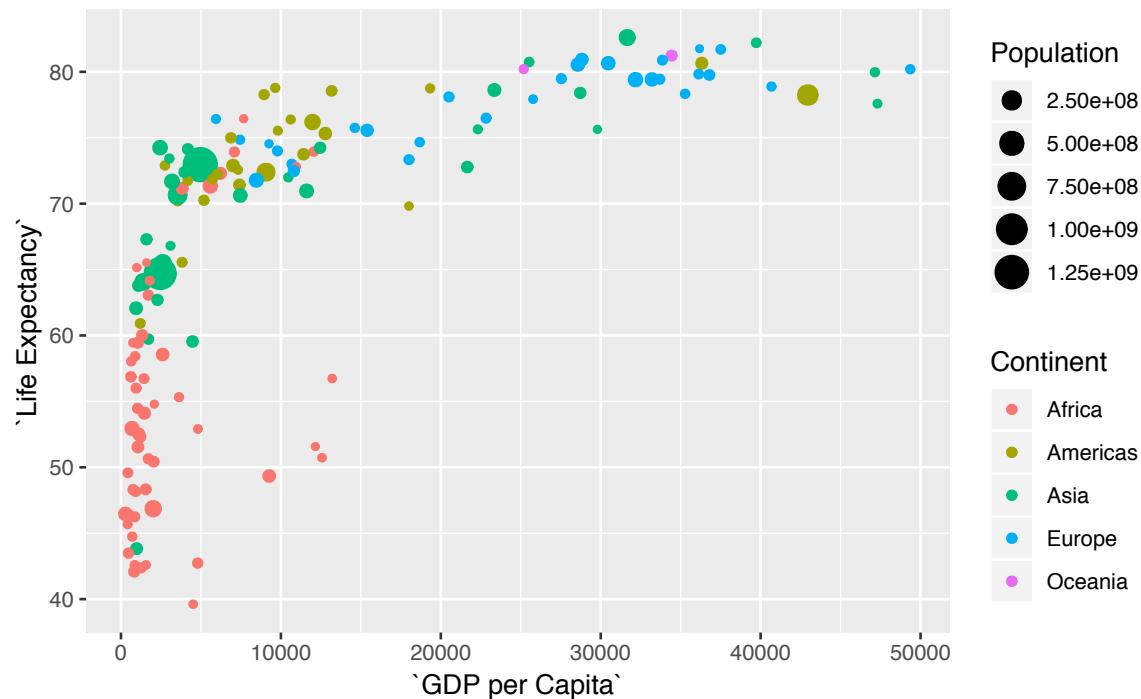


FIGURE 2 – Espérance de vie en fonction du PIB par habitant en 2007

Si on décrypte ce graphique du point de vue de la grammaire des graphiques, on voit que :

- la variable GDP per Capita est associée à l'aesthetic x de la position des points
- la variable Life Expectancy est associée à l'aesthetic y de la position des points
- la variable Population est associée à l'aesthetic size (taille) des points
- la variable Continent est associée à l'aesthetic color (couleur) des points

Ici, l'objet géométrique (ou geom) qui représente les données est le point. Les données (ou data) sont contenues dans le tableau gapminder et chacune de ces variables est associée (mapping) aux caractéristiques esthétiques des points.

4.2.3 Autres éléments de la grammaire des graphiques

Outre les éléments indispensables évoqués ici (`data`, `mapping`, `aes`, et `geom`), il existe d'autres aspects de la grammaire des graphiques qui permettent de contrôler l'aspect des graphiques. Ils ne sont pas toujours indispensables. Nous en verrons néanmoins quelque-uns particulièrement utiles :

- `facet` : c'est un moyen très pratique de scinder le jeu de données en plusieurs sous-groupes et de produire automatiquement un graphique pour chacun d'entre eux.
- `position` : permet notamment de modifier la position des barres d'un barplot.
- `labs` : permet de définir les titres, sous-titres et légendes des axes d'un graphique
- `theme` : permet de modifier l'aspect général des graphiques en appliquant des thèmes prédéfinis ou en modifiant certains aspects de thèmes existants

4.2.4 Le package ggplot2

Comme indiqué plus haut, le package `ggplot2` (Wickham et al., 2018) permet de réaliser des graphiques dans R en respectant les principes de la grammaire des graphiques. Vous avez probablement remarqué que depuis le début de la section 4.2, beaucoup de termes sont écrits dans la police réservée au code informatique. C'est parce que les éléments de la grammaire des graphiques sont tous précisés dans la fonction `ggplot()` qui demande, au grand minimum, que les éléments suivants soient spécifiés :

- le nom du `data.frame` contenant les variables qui seront utilisées pour le graphique. Ce nom correspond à l'argument `data` de la fonction `ggplot()`.
- l'association des variables à des attributs esthétiques. Cela se fait grâce à l'argument `mapping` et la fonction `aes()`

Après avoir spécifié ces éléments, on ajoute des couches supplémentaires au graphique grâce au signe `+`. La couche la plus essentielle à ajouter à un graphique, est une couche contenant un élément géométrique, ou `geom` (par exemple des points, des lignes ou des barres). D'autres couches peuvent s'ajouter pour spécifier des titres, des facets ou des modifications des axes et des thèmes du graphique.

Dans le cadre de ce cours, nous nous limiterons aux 5 types de graphiques suivants :

1. les nuages de points
 2. les graphiques en lignes
 3. les boîtes à moustaches ou boxplots
 4. les histogrammes
 5. les diagrammes bâtons
-

4.3 Les nuages de points

C'est probablement le plus simple des 5 types de graphiques cités plus haut. Il s'agit de graphiques bi-variés pour lesquels une variable est associée à l'axe des abscisses, et une autre est associée à l'axe des ordonnées.

Comme pour le graphique présenté à la figure 2 ci-dessus, d'autres variables peuvent être associées à des caractéristiques esthétiques des points (transparence, taille, couleur, forme...).

Nous allons ici nous intéresser à la relation qui existe entre :

1. `dep_delay` : le retard des vols au décollage, que nous placerons sur l'axe des "x"
2. `arr_delay` : le retard des mêmes vols à l'atterrissement, que nous placerons sur l'axe des "y"

Afin d'avoir un jeu de données plus facile à utiliser, nous nous contenterons de visualiser les vols d'Alaska Airlines, donc le code de compagnie aérienne est "AS".

```
alaska_flights <- flights %>%  
  filter(carrier == "AS")
```

Il est normal que vous ne compreniez pas encore les commandes ci-dessus : elles seront décrites dans le chapitre 6. Retenez juste que nous avons créé un nouveau tableau, nommé `alaska_flights`, qui contient toutes les informations des vols d'Alaska Airlines. Commencez par examiner ce tableau avec la fonction `View()`. En quoi est-il différent du tableau `flights` ?

4.3.1 La couche de base : la fonction `ggplot()`

La fonction `ggplot()` permet d'établir la première base du graphique. C'est grâce à cette fonction que l'on précise quel jeu de données utiliser et quelle variables placer sur les axes :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay))
```

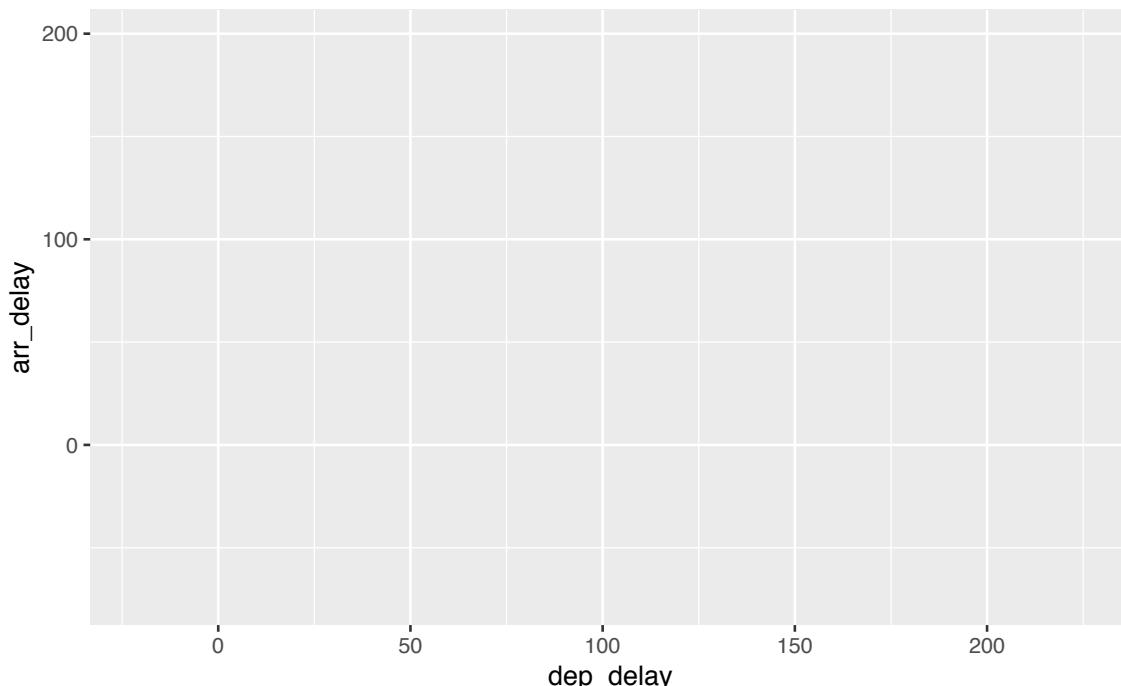


FIGURE 3 – Un graphique sans 'geom'

Ce graphique est pour le moins vide : c'est normal, nous n'avons pas encore spécifié la couche contenant l'objet géométrique que nous souhaitons utiliser.

4.3.2 Ajout d'une couche supplémentaire : l'objet géométrique

Les nuages de points sont créés par la fonction `geom_point()` :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +  
  geom_point()
```

Warning: Removed 5 rows containing missing values (geom_point).

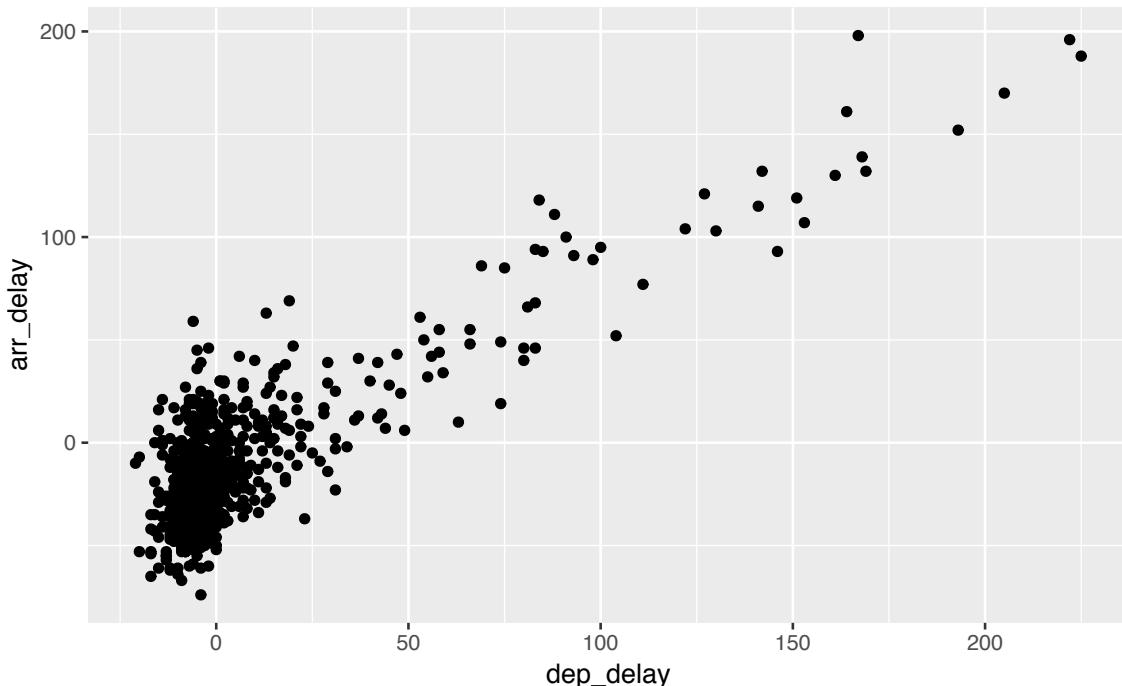


FIGURE 4 – Retards à l'arrivée en fonction des retard au décollage pour les vols d'Alaska Airline au départ de New York City en 2013

Plusieurs choses importantes sont à remarquer ici :

1. le graphique présente maintenant une couche supplémentaire constituée de points.
2. la fonction `geom_point()` nous prévient que 5 lignes contenant des données manquantes n'ont pas été intégrées au graphique. Les données manquent soit pour une variable, soit pour l'autre, soit pour les 2. Il est donc impossible de les faire apparaître sur le graphique.
3. il existe une relation positive entre `dep_delay` et `arr_delay` : quand le retard d'un vol au décollage augmente, le retard de ce vol augmente aussi à l'arrivée.
4. Enfin, il y a une grande majorité de points centrés près de l'origine (0,0).

Si je résume cette syntaxe :

- Au sein de la fonction `ggplot()`, on spécifie 2 composants de la grammaire des graphiques :

1. le nom du tableau contenant les données grâce à l'argument `data = alaska_flights`
2. l'association (`mapping`) des variables à des caractéristiques esthétiques (`aes()`) en précisant `aes(x = dep_delay, y = arr_delay)` :
 - la variable `dep_delay` est associée à l'esthétique de position `x`
 - la variable `arr_delay` est associée à l'esthétique de position `y`
- On ajoute une couche au graphique `ggplot()` grâce au symbole `+`. La couche en question précise le troisième élément indispensable de la grammaire des graphiques : l'objet géométrique. Ici, les objets sont des points. On le spécifie grâce à la fonction `geom_point()`.

Quelques remarques concernant les couches :

- Notez que le signe `+` est placé à *la fin de la ligne*. Vous recevrez un message d'erreur si vous le placez au début.
- Quand vous ajoutez une couche à un graphique, je vous encourage vivement à presser la touche `enter` de votre clavier juste après le symbole `+`. Ainsi, le code correspondant à chaque couche sera sur une ligne distincte, ce qui augmente considérablement la lisibilité de votre code.
- Comme indiqué dans la section 2.2.4.3, tant que les arguments d'une fonction sont spécifiés dans l'ordre, on peut se passer d'écrire leur nom. Ainsi, les deux blocs de commande suivants produisent exactement le même résultat :

```
# Le nom des arguments est précisé
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point()

# Le nom des arguments est omis
ggplot(alaska_flights, aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point()
```

4.3.3 Exercices

1. Donnez une raison pratique expliquant pourquoi les variables `dep_delay` et `arr_delay` ont une relation positive
2. Quelles variables (pas nécessairement dans le tableau `alaska_flights`) pourraient avoir une corrélation négative (relation négative) avec `dep_delay`? Pourquoi? Rappelez-vous que nous étudions ici des variables numériques.
3. Selon vous, pourquoi tant de points sont-ils regroupés près de `(0, 0)`? À quoi le point `(0,0)` correspond-il pour les vols d'Alaska Airline?
4. Citez les éléments de ce graphique/de ces données qui vous sautent le plus aux yeux?
5. Créez un nouveau nuage de points en utilisant d'autres variables du jeu de données `alaska_flights`

4.3.4 Over-plotting

L'over-plotting est la superposition importante d'une grande quantité d'information sur une zone restreinte d'un graphique. Dans notre cas, nous observons un over-plotting important autour de `(0,0)`. Cet effet est gênant

car il est difficile de se faire une idée précise du nombre de points accumulés dans cette zone. La façon la plus simple de régler le problème est de modifier la transparence grâce à l'argument alpha de la fonction `geom_point()`. Par défaut, cette valeur est fixée à 1, pour une opacité totale. Une valeur de 0 rend les points totalement transparents, et donc invisibles. Trouver la bonne valeur peut demander de tâtonner une peu :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(alpha = 0.2)
```

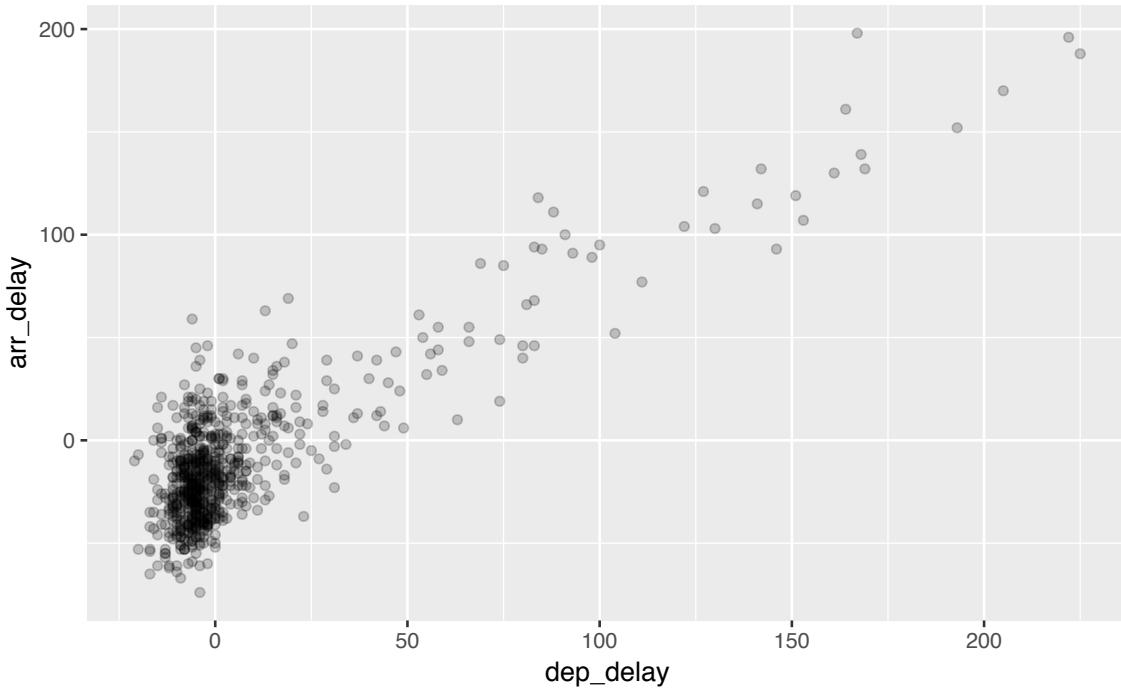


FIGURE 5 – La même figure, avec des points semi-transparents

Notez que :

- la transparence est additive : plus il y a de points, plus la zone est foncée car les points se superposent et rendent la zone plus opaque.
- l'argument `alpha = 0.2` n'est pas intégré à l'intérieur d'une fonction `aes()` car il n'est pas associé à une variable : c'est un simple paramètre.

L'over-plotting est souvent rencontré lorsque l'on représente plusieurs nuages de points pour les différentes valeurs d'une variable catégorielle. par exemple, si on transforme les mois de l'année en facteur (`factor(month)`), on peut regarder s'il existe une relation entre les retards à l'atterrissement et le mois de l'année :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = factor(month), y = arr_delay)) +
  geom_point()
```

Ici, l'ajout de transparence ne serait pas suffisant. Une autre solution est d'appliquer la méthode dite de “jittering”, ou tremblement. Elle consiste à ajouter un bruit aléatoire horizontal et/ou vertical aux points d'un graphique. Ici, on peut ajouter un léger bruit horizontal afin de disperser un peu les points pour chaque mois

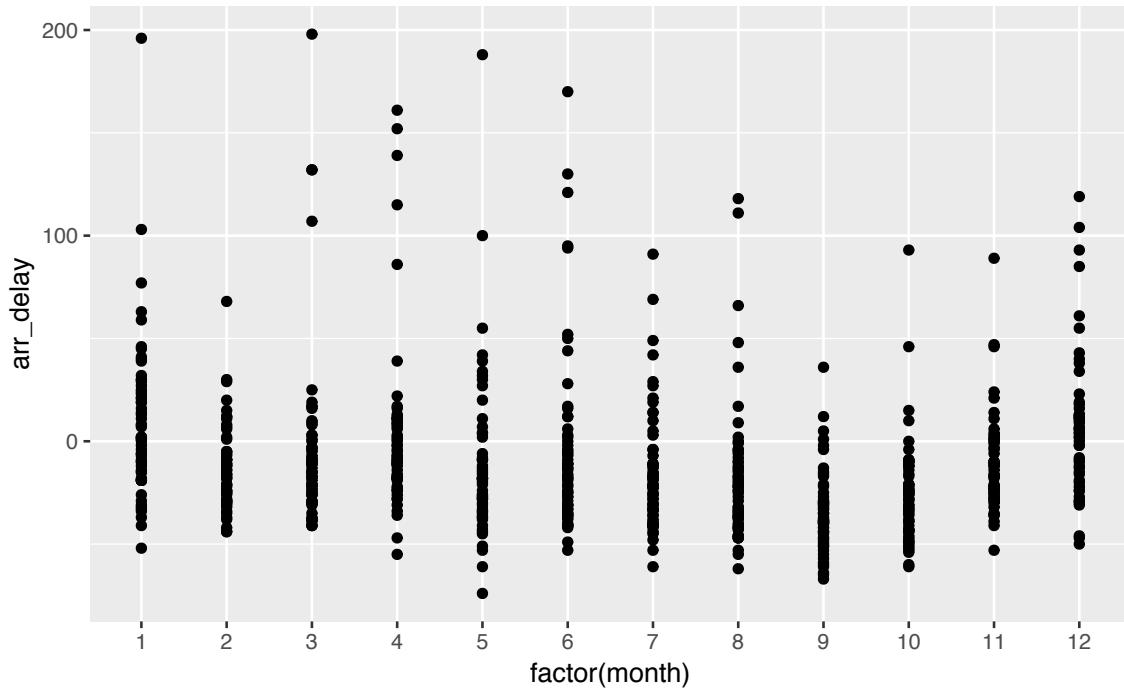


FIGURE 6 – Retards à l'arrivée pour les 12 mois de l'année 2013

de l'année. On n'ajoute pas de bruit vertical car on ne souhaite pas que les valeurs de retard (sur l'axe des y) soient altérées :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = factor(month), y = arr_delay)) +
  geom_jitter(width = 0.25)
```

On y voit déjà plus clair. L'argument width permet de spécifier l'intensité de la dispersion horizontale. Pour ajouter du bruit vertical (ce qui n'est pas souhaitable ici !), on peut ajouter l'argument height. le graphique de la figure 7 est parfois appelé un “stripchart”. C'est un graphique du type “nuage de points”, mais pour lequel l'une des 2 variables est numérique, et l'autre est catégorielle.

Il est évidemment possible d'ajouter de la transparence :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = factor(month), y = arr_delay)) +
  geom_jitter(width = 0.25, alpha = 0.5)
```

4.3.5 Couleur, taille et forme

L'argument color (ou colour, les deux orthographes fonctionnent) permet de spécifier la couleur des points. L'argument size permet de spécifier la taille des points. L'argument shape permet de spécifier la forme utilisée en guise de symbole. Ces 3 arguments peuvent être utilisés comme des paramètres, pour modifier l'ensemble des points d'un graphique. Mais ils peuvent aussi être associés à une variable, pour apporter une information supplémentaire.

Comparez les deux graphiques suivants :

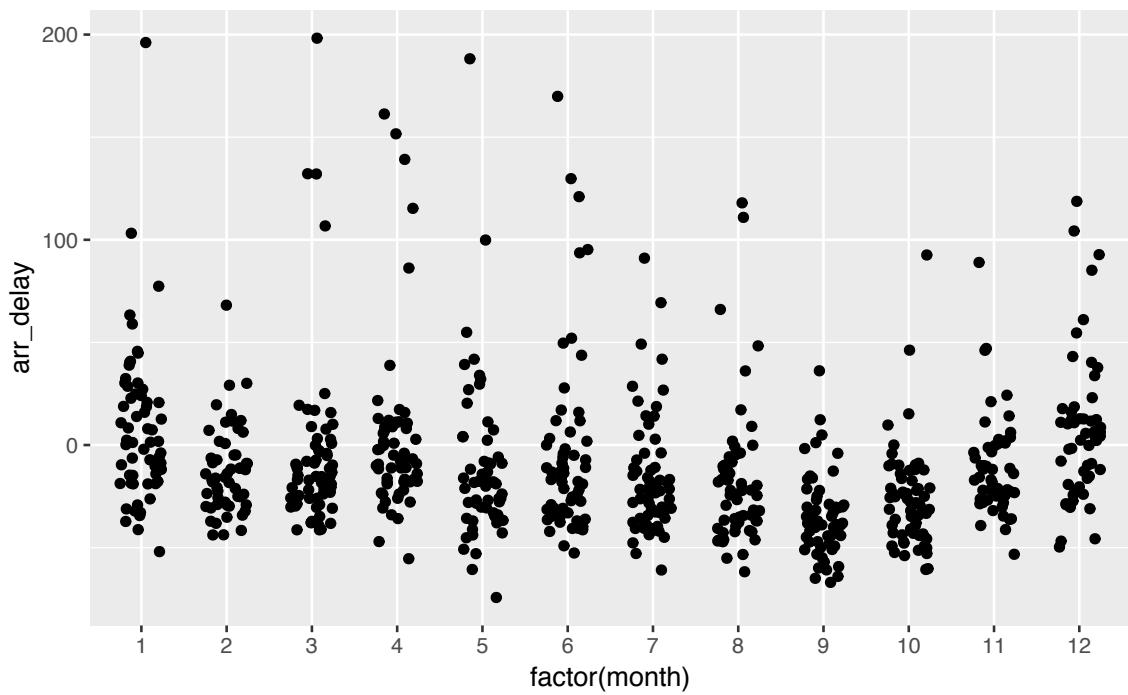


FIGURE 7 – Retards à l'arrivée pour les 12 mois de l'année 2013

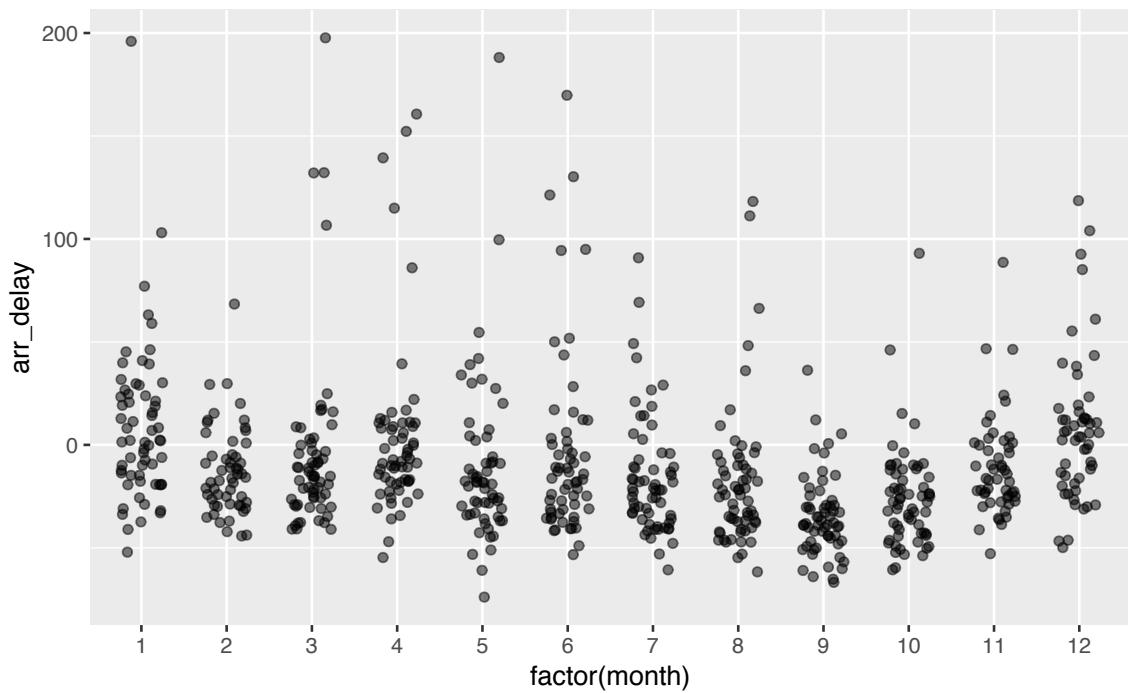


FIGURE 8 – Retards à l'arrivée pour les 12 mois de l'année 2013

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(color = "blue")
```

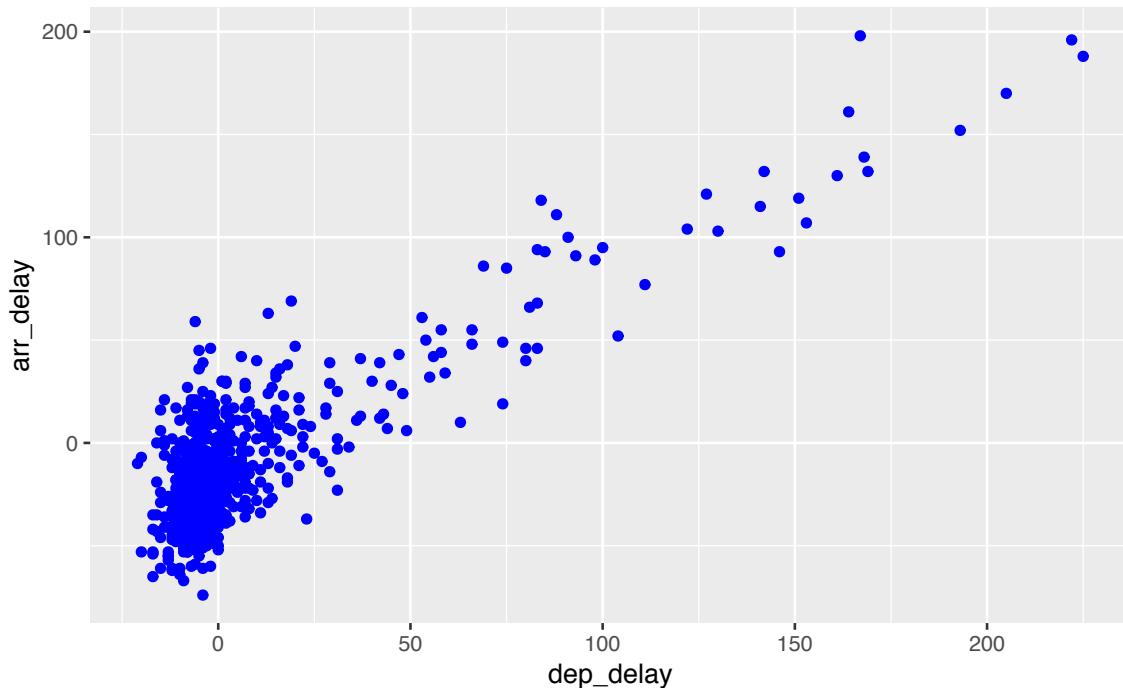


FIGURE 9 – Utilisation correcte de ‘color’

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(aes(color = "blue"))
```

Le code qui permet de produire la figure 9 fait un usage correct de l’argument color. On demande des points de couleur bleue, les points apparaissent bleus. La figure 10 en revanche ne produit pas le résultat attendu. Puisque nous avons mis l’argument color à l’intérieur de la fonction aes(), R s’attend à ce que la couleur soit associée à une variable. Puisqu’aucune variable ne s’appelle “blue”, R utilise la couleur par défaut. Pour associer la couleur des points à une variable, nous devons fournir un nom de variable valide :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(aes(color = factor(month)))
```

Ici, l’utilisation de la couleur est correcte. Elle est associée à une variable catégorielle, et chaque valeur possible du vecteur month se voit donc attribuer une couleur différente.

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(aes(color = arr_time))
```

De la même façon, la couleur des points est ici associée à une variable continue (l’heure d’arrivée des vols). Les points se voient donc attribuer une couleur choisie le long d’un gradient.

La même approche peut être utilisée pour spécifier la forme des symboles avec l’argument shape. Attention toutefois : une variable continue ne peut pas être associée à shape

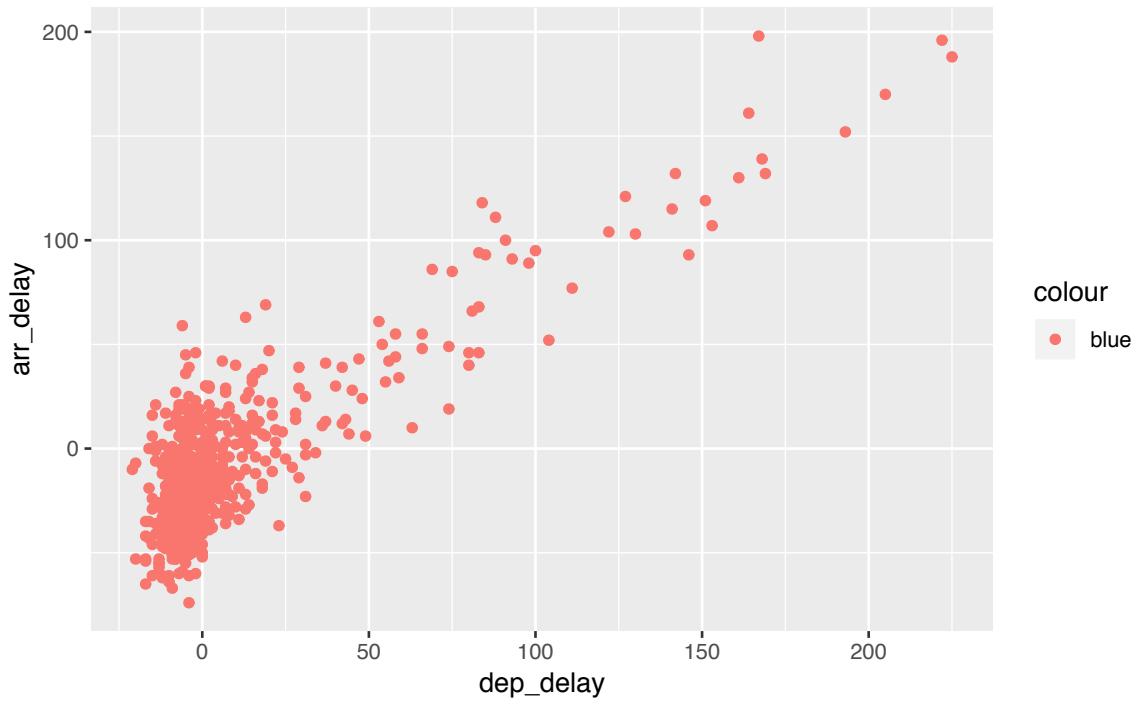


FIGURE 10 – Utilisation incorrecte de ‘color’

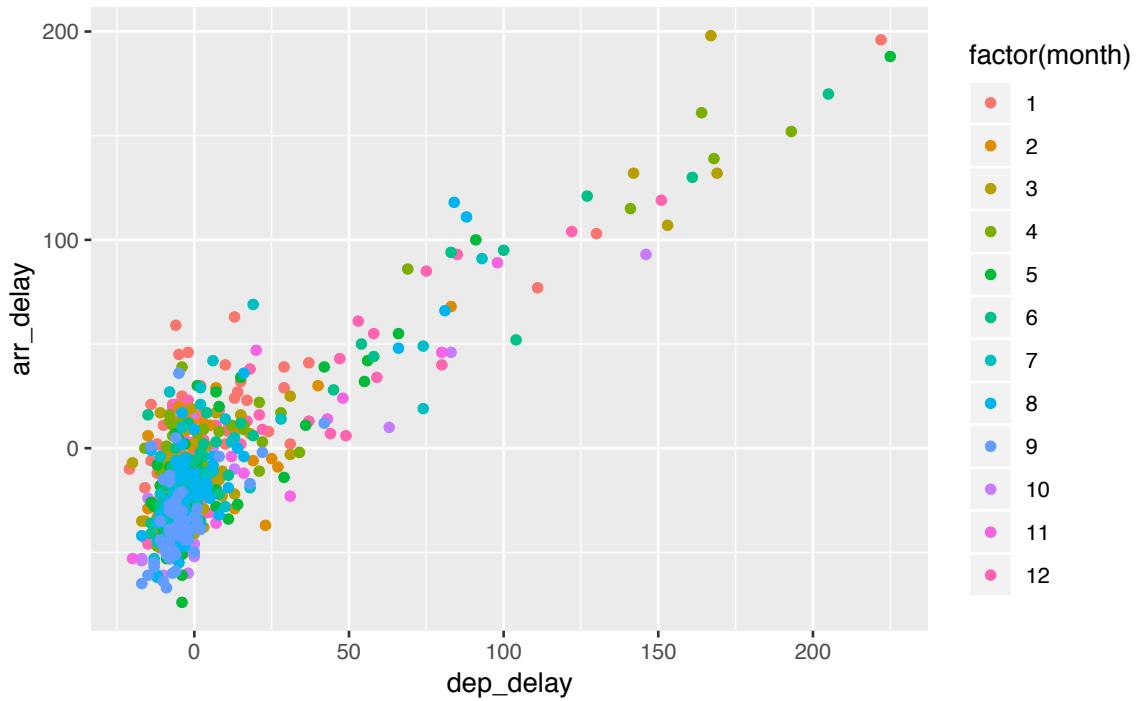


FIGURE 11 – Association de ‘color’ à une variable catégorielle

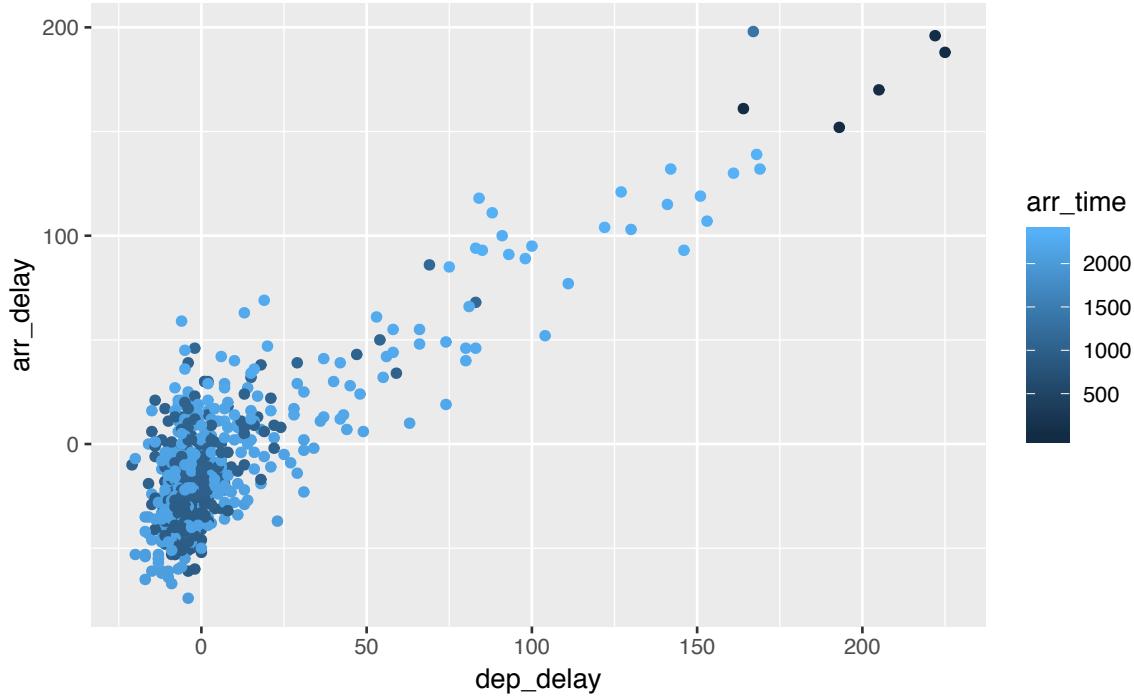


FIGURE 12 – Association de ‘color’ à une variable numérique

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(aes(shape = factor(month)))
```

Vous noterez que seuls les 6 premiers niveaux d'un facteur se voient attribuer une forme automatiquement. Au delà de 6 symboles différents sur un même graphique, le résultat est souvent illisible. Il est possible d'ajouter plus de 6 symboles, mais cela demande de modifier la légende manuellement et concrètement nous n'en aurons jamais besoin. Lorsque plus de 6 séries doivent être distinguées, d'autres solutions bien plus pertinentes (par exemple les facettes) devraient être utilisées.

Comme pour la couleur, il est possible d'espécifier l'utilisation de l'argument `shape` en tant que paramètre du graphique sans l'associer à une variable. Il faut alors fournir un code compris entre 0 et 24 :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(shape = 4)
```

Notez qu'ici, `ggplot()` ne crée pas de légende : tous les points ont le même symbole, ce symbole n'est pas associé à une variable, une légende est donc inutile.

Parmi les valeurs possibles pour `shape`, les symboles 21 à 24 sont des symboles dont on peut spécifier séparément la couleur du contour, avec `color` et la couleur du fond avec `fill` :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(shape = 21, fill = "steelblue", color = "orange", alpha = 0.5)
```

N'hésitez pas à zoomer pour bien observer les points et comprendre ce qui se passe. Un conseil, faites des choix

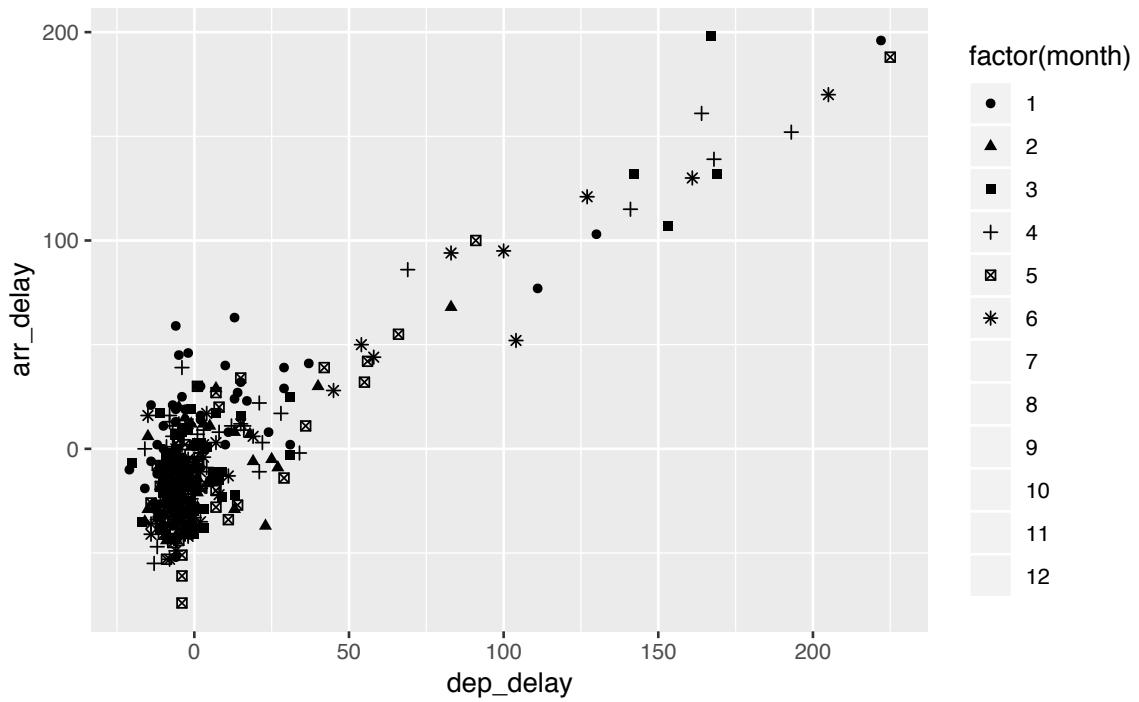


FIGURE 13 – Association de ‘shape’ à un facteur

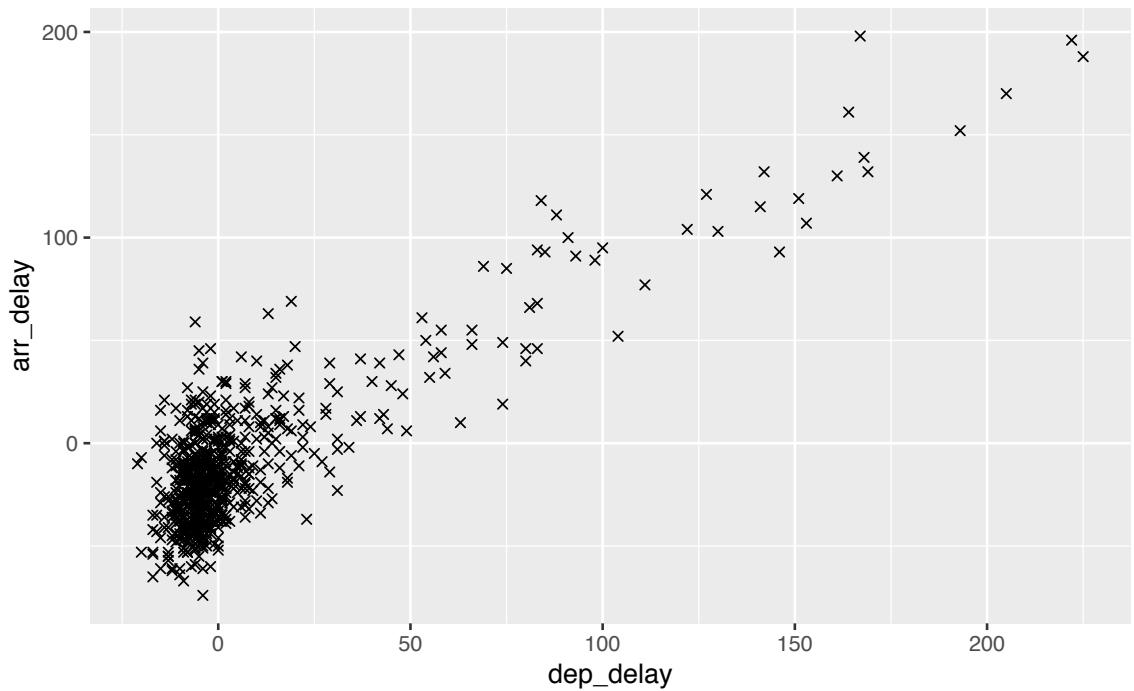


FIGURE 14 – Utilisation de ‘shape’ en tant que paramètre

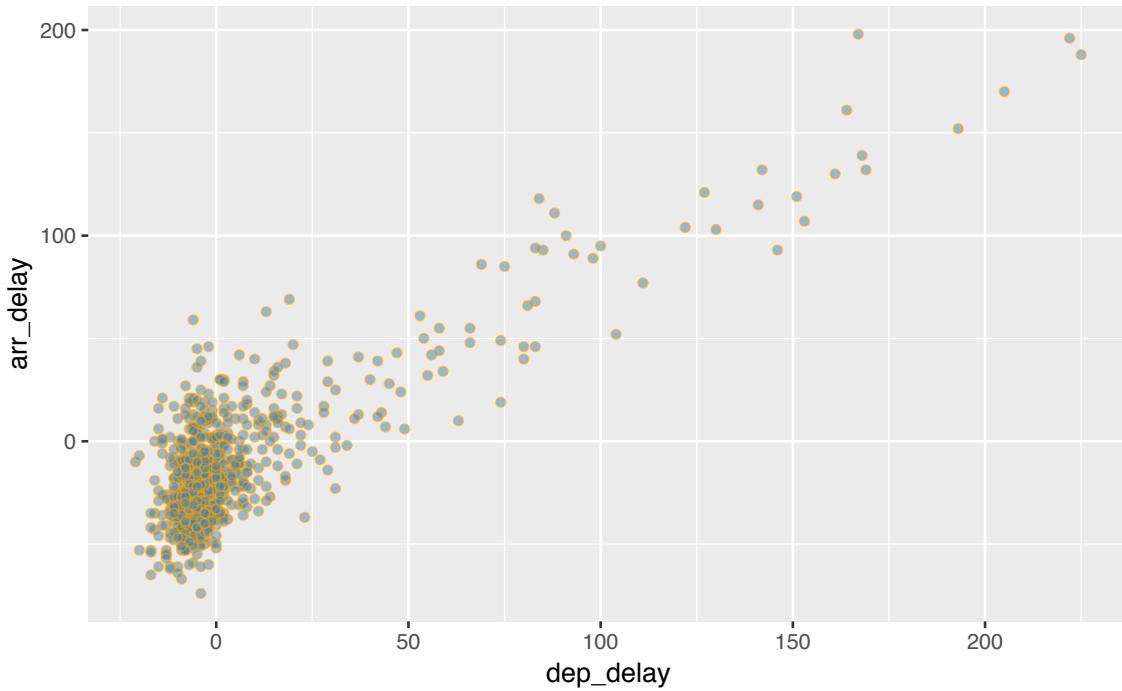


FIGURE 15 – Utilisation de ‘shape’, ‘color’ et ‘fill’

raisonnables ! Trop de couleurs n'est pas forcément souhaitable.

Enfin, on peut ajuster la taille des symboles avec l'argument `size`. Tout comme il n'est pas possible d'associer une variable continue à `shape`, et il n'est pas conseillé d'associer une variable catégorielle nominale (c'est à dire un facteur non ordonné) à `size`. Associer une variable continue est en revanche parfois utile :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point(aes(size = arr_time), alpha = 0.1)
```

Si l'over-plotting est ici très important (c'est pourquoi j'ai utilisé `alpha`), on constate néanmoins que les vols avec les retards les plus importants sont presque tous arrivés très tôt dans la journée (“500” signifie 5h00 du matin). Il s'agit probablement de vols qui devaient arriver dans la nuit, avant minuit, et qui sont finalement arrivés en tout début de journée, entre 00h01 et 5h00 du matin. Comme pour les autres arguments, il est possible d'utiliser `size` avec une valeur fixe, la même pour tous les symboles, lorsque cet argument n'est pas associé à une variable.

Enfin un conseil : évitez de trop surcharger vos graphiques. En combinant l'ensemble de ces arguments, il est malheureusement très facile d'obtenir des graphiques peu lisibles, ou contenant tellement d'information qu'ils en deviennent difficiles à déchiffrer. Faites preuve de modération :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay, size = arr_time)) +
  geom_point(alpha = 0.6,
             shape = 22,
             color = "orange",
             fill = "steelblue",
```

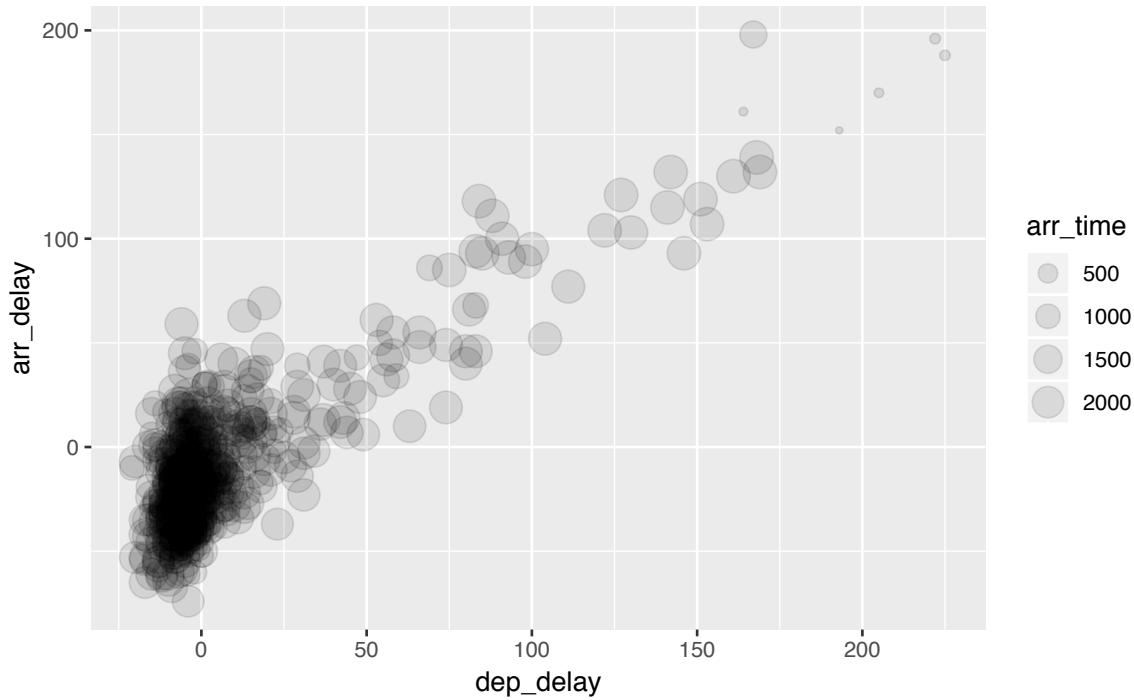


FIGURE 16 – Association d'une variable continue à la taille des symboles avec l'argument ‘size’

```
stroke = 2)
```

4.3.6 Exercices

À quoi sert l'argument stroke ?

Avec le jeu de données diamonds, tapez les commandes suivantes pour créer un nouveau tableau diams contenant moins de lignes (5000 au lieu de près de 54000) :

```
library(dplyr)
set.seed(4532) # Afin que tout le monde récupère les mêmes lignes
diams <- diamonds %>%
  sample_n(5000)
```

Avec ce nouveau tableau diams, tapez le code permettant de créer le graphique 18 (Indice : affichez le tableau diams dans la console afin de voir quelles sont les variables disponibles).

Selon vous, à quoi sont dues les bandes verticales que l'on observe sur ce graphique ?

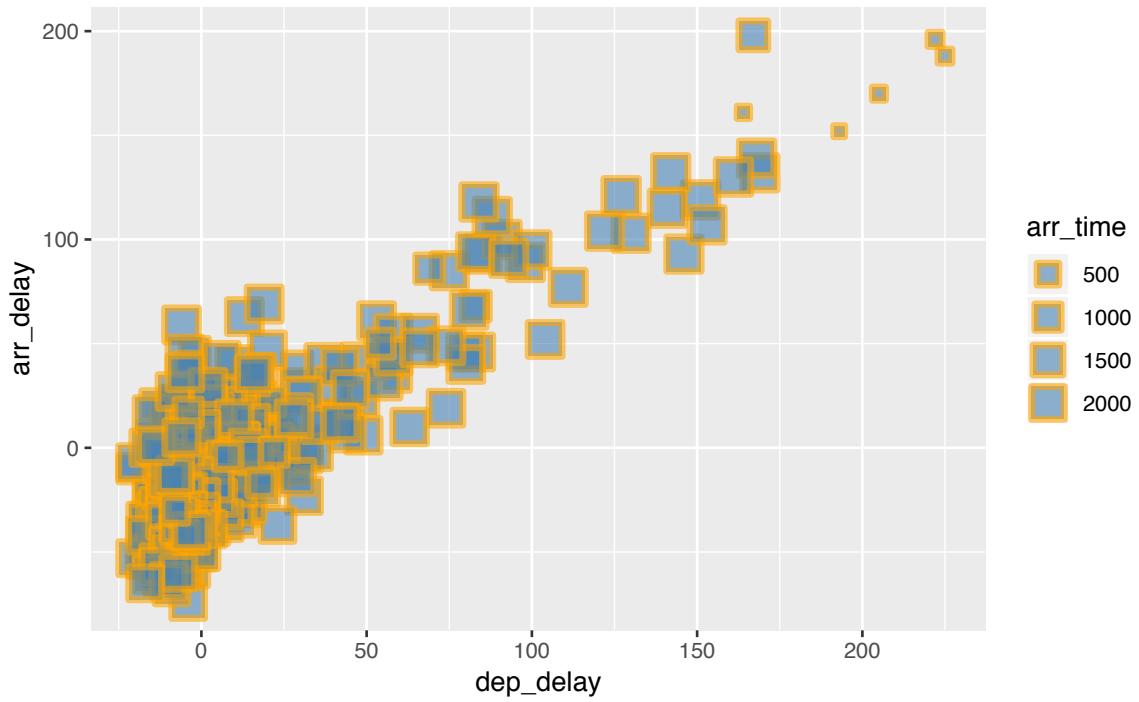


FIGURE 17 – Sometimes, less is more!

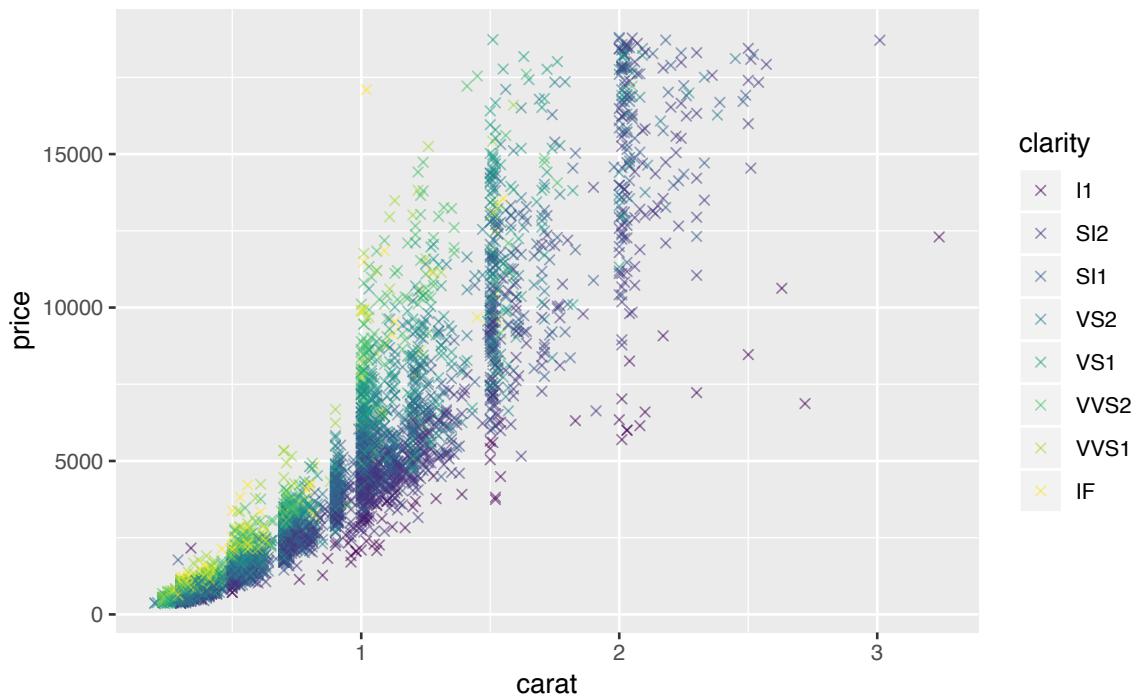


FIGURE 18 – Prix de 5000 diamants en fonction de leur taille en carats et de leur couleur.

4.4 Les graphiques en lignes

4.4.1 Un nouveau jeu de données

Les graphiques en ligne, ou “linegraphs” sont généralement utilisés lorsque l’axe des x porte une information **temporelle**, et l’axe des y une autre variable numérique. Le temps est une variable naturellement ordonnée : les jours, semaines, mois, années, se suivent naturellement. Les graphiques en lignes devraient être évités lorsqu’il n’y a pas une organisation séquentielle évidente de la variable portée par l’axe des x.

Concentrons nous maintenant sur le tableau `weather` du package `nycflights13`. Explorez ce tableau en appliquant les méthodes vues dans le chapitre 3. N’oubliez pas de consultez l’aide de ce jeu de données.

```
weather
```

```
# A tibble: 26,115 x 15
  origin year month day hour temp dewp humid wind_dir wind_speed
  <chr>   <dbl> <dbl> <int> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
1 EWR     2013    1     1     1  39.0  26.1  59.4    270  10.4
2 EWR     2013    1     1     2  39.0  27.0  61.6    250  8.06
3 EWR     2013    1     1     3  39.0  28.0  64.4    240  11.5
4 EWR     2013    1     1     4  39.9  28.0  62.2    250  12.7
5 EWR     2013    1     1     5  39.0  28.0  64.4    260  12.7
6 EWR     2013    1     1     6  37.9  28.0  67.2    240  11.5
7 EWR     2013    1     1     7  39.0  28.0  64.4    240  15.0
8 EWR     2013    1     1     8  39.9  28.0  62.2    250  10.4
9 EWR     2013    1     1     9  39.9  28.0  62.2    260  15.0
10 EWR    2013    1     1    10  41    28.0  59.6    260  13.8
# ... with 26,105 more rows, and 5 more variables: wind_gust <dbl>,
#   precip <dbl>, pressure <dbl>, visib <dbl>, time_hour <dttm>
```

Nous allons nous intéresser à la variable `temp`, qui contient un enregistrement de température pour chaque heure de chaque jour de 2013 pour les 3 aéroports de New York. Cela représente une grande quantité de données, aussi, nous nous limiterons aux températures observées entre le 1er et le 15 janvier, pour l’aéroport Newark uniquement.

```
small_weather <- weather %>%
  filter(origin == "EWR",
        month == 1,
        day <= 15)
```

La fonction `filter()` fonctionne sur le même principe que la fonction `subset()` vue lors du premier TP. Ici, nous demandons à R de créer un nouveau tableau de données, nommé `small_weather`, qui ne contiendra que les lignes correspondant à `origin == "EWR"`, et `month == 1`, et `day <= 15`, c'est à dire les données météorologiques de l'aéroport de Newark pour les 15 premiers jours de janvier 2013.

4.4.2 Exercice

Avec `View()`, consultez le tableau nouvellement créé. Expliquez pourquoi la variable `time_hour` identifie de manière unique le moment où chaque mesure a été réalisée alors que ce n'est pas le cas de la variable `hour`.

4.4.3 La fonction `geom_line()`

Les line graphs sont produits de la même façon que les nuages de points. Seul l'objet géométrique permettant de visualiser les données change. Au lieu d'utiliser `geom_point()`, on utilisera `geom_line()` :

```
ggplot(data = small_weather, mapping = aes(x = time_hour, y = temp)) +  
  geom_line()
```

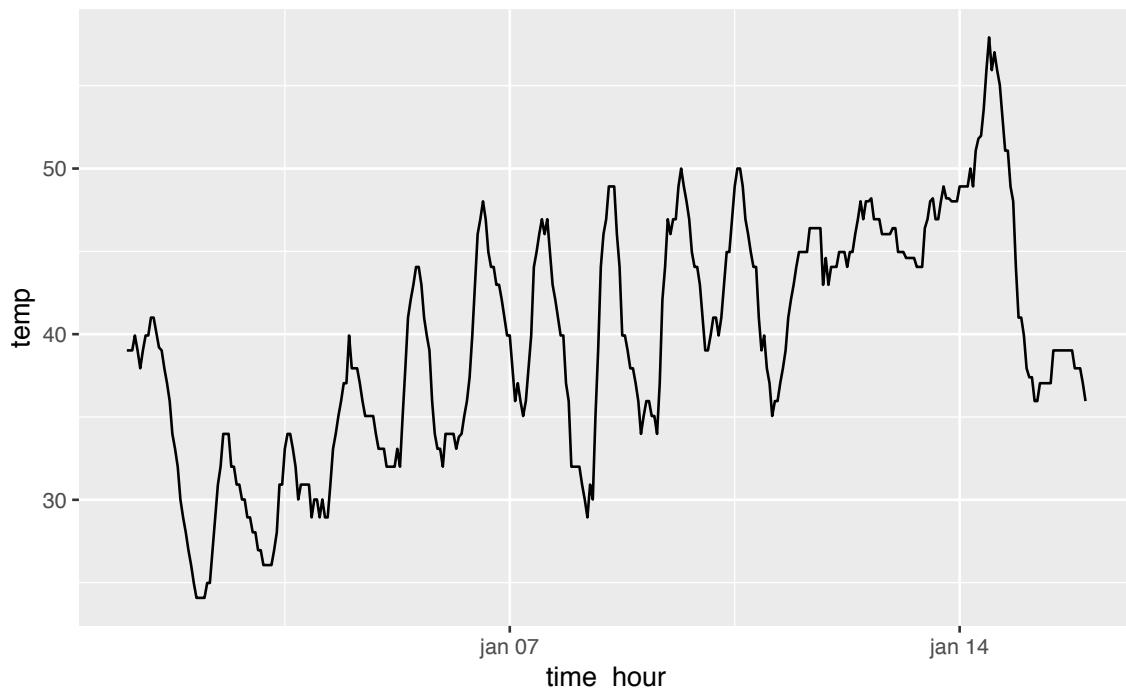


FIGURE 19 – Températures horaires à l'aéroport de Newark entre le 1er et le 15 janvier 2013

Très logiquement, on observe des oscillations plus ou moins régulières qui correspondent à l'alternance jour/nuit. Notez l'échelle de l'axe des ordonnées : les températures sont enregistrées en degrés Farenheit.

Nous connaissons maintenant 2 types d'objets géométriques : les points et les lignes. Il est tout à fait possible d'ajouter plusieurs couches à un graphique, chacune d'elle correspondant à un objet géométrique différent :

```
ggplot(data = small_weather, mapping = aes(x = time_hour, y = temp)) +  
  geom_line() +  
  geom_point()
```

Enfin, comme pour les points, il est possible de spécifier plusieurs caractéristiques esthétiques des lignes, soit en les associant à des variables, au sein de la fonction `aes()`, soit en les utilisant en guise de paramètres pour

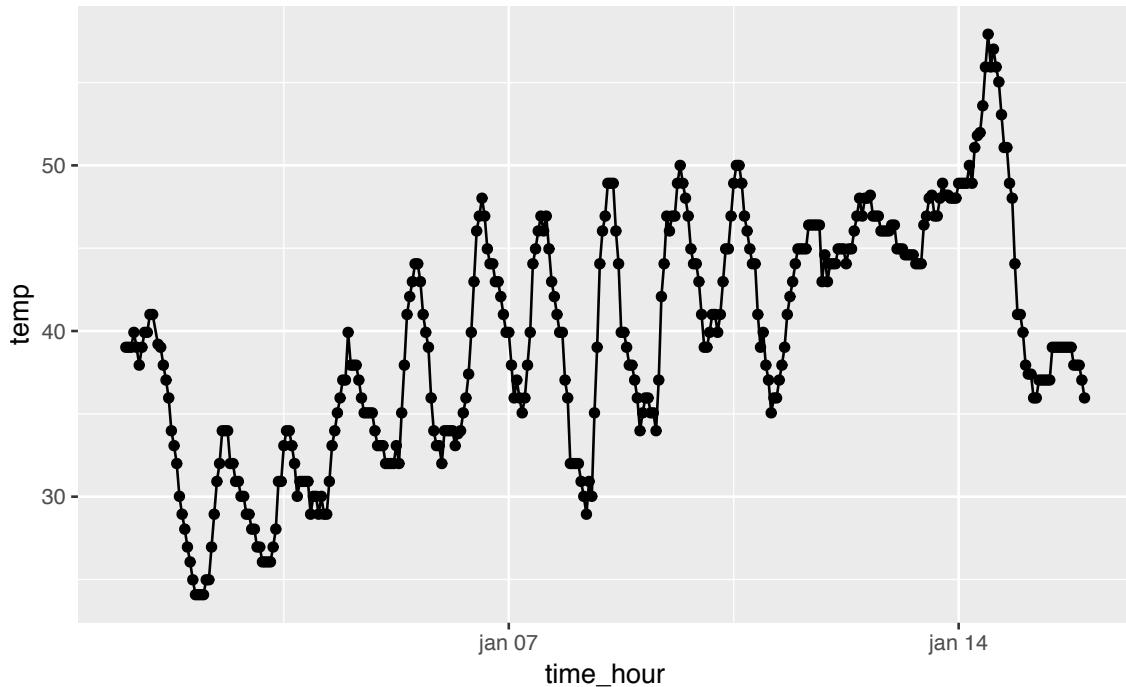


FIGURE 20 – Températures horaires à l'aéroport de Newark entre le 1er et le 15 janvier 2013

modifier l'aspect général. Les arguments les plus classiques sont une fois de plus `color` (ou `colour`) pour modifier la couleur des lignes, `linetype` pour modifier le type de lignes (continues, pointillées, tirets, etc), et `size` pour modifier l'épaisseur des lignes.

Reprendons le jeu de données complet `weather`, et filtrons uniquement les dates comprises entre le premier et le 15 janvier, mais cette fois pour les 3 aéroports de New York :

```
small_weather_airports <- weather %>%
  filter(month == 1,
        day <= 15)
```

Nous pouvons maintenant réaliser un “linegraph” sur lequel une courbe apparaîtra pour chaque aéroport. Pour cela, nous devons associer la variable `origin` à un attribut esthétique des lignes. Par exemple :

```
ggplot(data = small_weather_airports, mapping = aes(x = time_hour, y = temp)) +
  geom_line(aes(color = origin))
```

Ou bien :

```
ggplot(data = small_weather_airports, mapping = aes(x = time_hour, y = temp)) +
  geom_line(aes(linetype = origin))
```

Ou encore :

```
ggplot(data = small_weather_airports, mapping = aes(x = time_hour, y = temp)) +
  geom_line(aes(color = origin, linetype = origin))
```

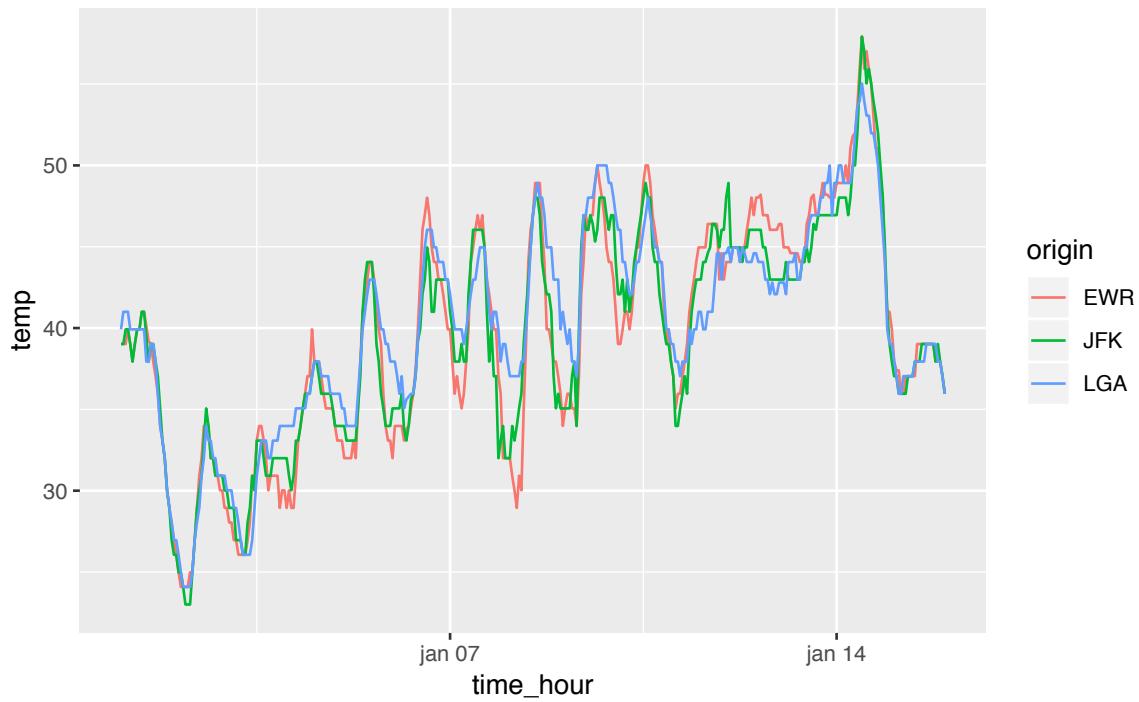


FIGURE 21 – Températures horaires des 3 aéroports de New York entre le 1er et le 15 janvier 2013

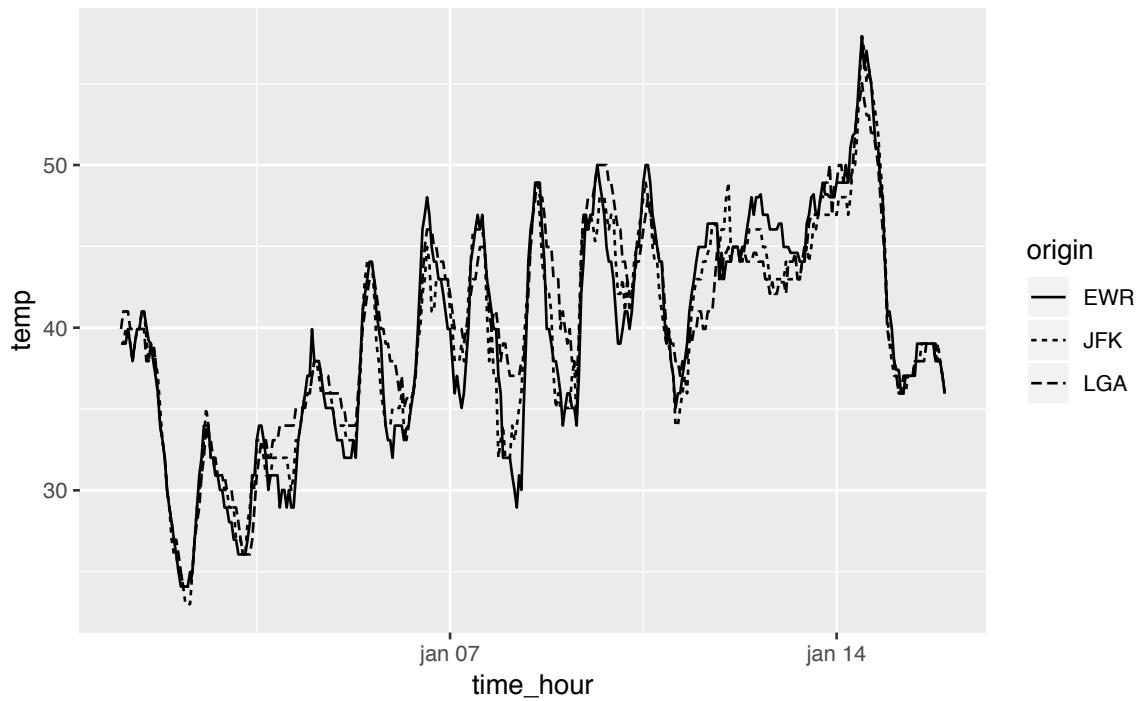


FIGURE 22 – Températures horaires des 3 aéroports de New York entre le 1er et le 15 janvier 2013

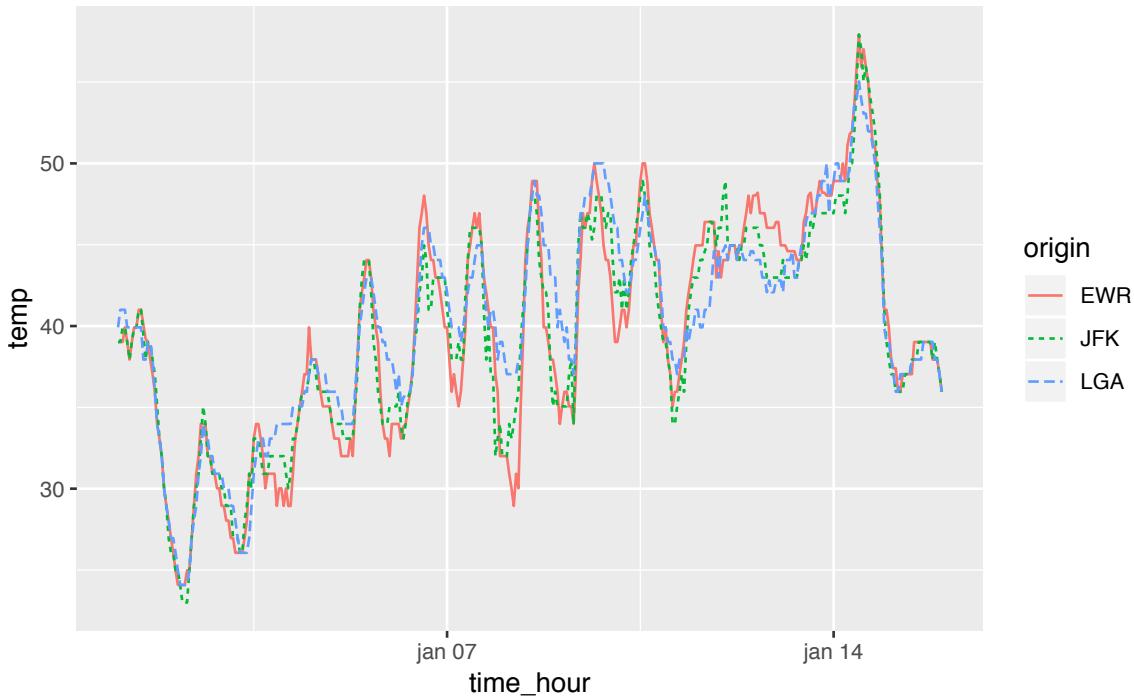


FIGURE 23 – Températures horaires des 3 aéroports de New York entre le 1er et le 15 janvier 2013

4.4.4 À quel endroit placer aes() et les arguments color, size, etc.?

Jusqu'à maintenant, pour spécifier les associations entre certaines variables et les caractéristiques esthétiques d'un graphique, nous avons été amenés à utiliser la fonction aes() à 2 endroits distincts :

1. au sein de la fonction ggplot()
2. au sein des fonctions geom_XXX()

Comment choisir l'endroit où renseigner aes() ? Pour bien comprendre, reprenons l'exemple du graphique 20 sur lequel nous avions ajouté 2 couches contenant chacune un objet géométrique différent (afin de gagner de la place, j'omets volontairement le nom des arguments data et mapping dans la fonction ggplot()) :

```
ggplot(small_weather, aes(x = time_hour, y = temp)) +
  geom_line() +
  geom_point()
```

Voyons ce qui se passe si on associe la variable wind_speed à l'esthétique color, à plusieurs endroits du code ci-dessus. Comparez les trois syntaxes et observez les différences entre les 3 graphiques obtenus :

```
ggplot(small_weather, aes(x = time_hour, y = temp, color = wind_speed)) +
  geom_line() +
  geom_point()
```

```
ggplot(small_weather, aes(x = time_hour, y = temp)) +
  geom_line(aes(color = wind_speed)) +
```

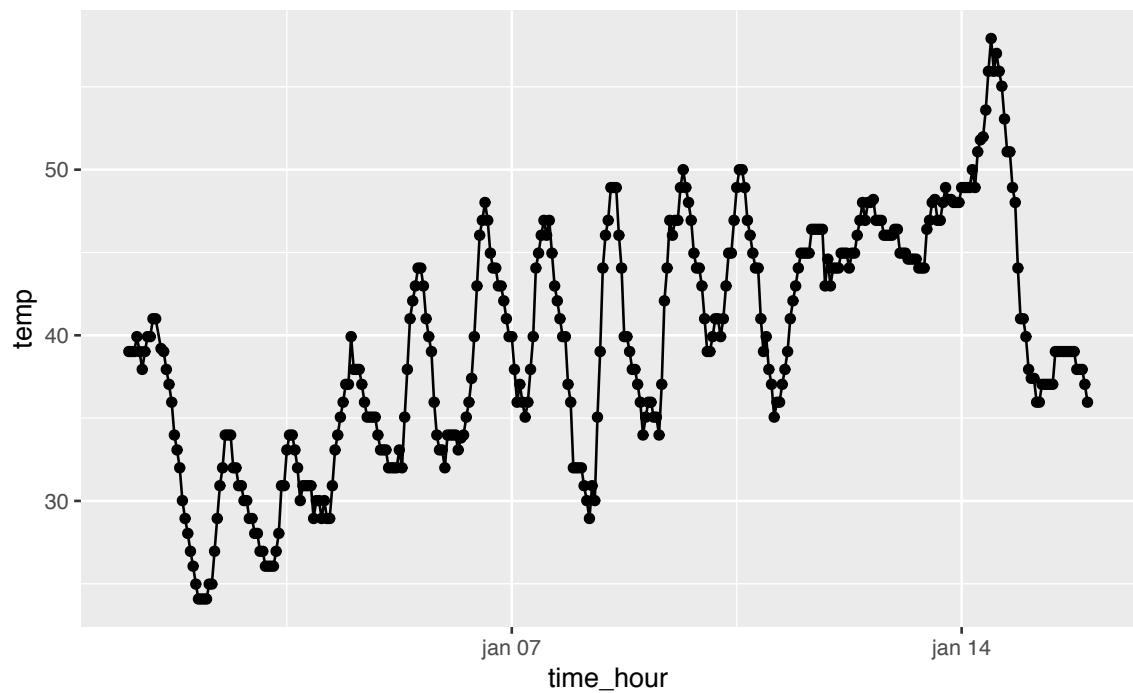


FIGURE 24 – Températures horaires à l'aéroport de Newark entre le 1er et le 15 janvier 2013

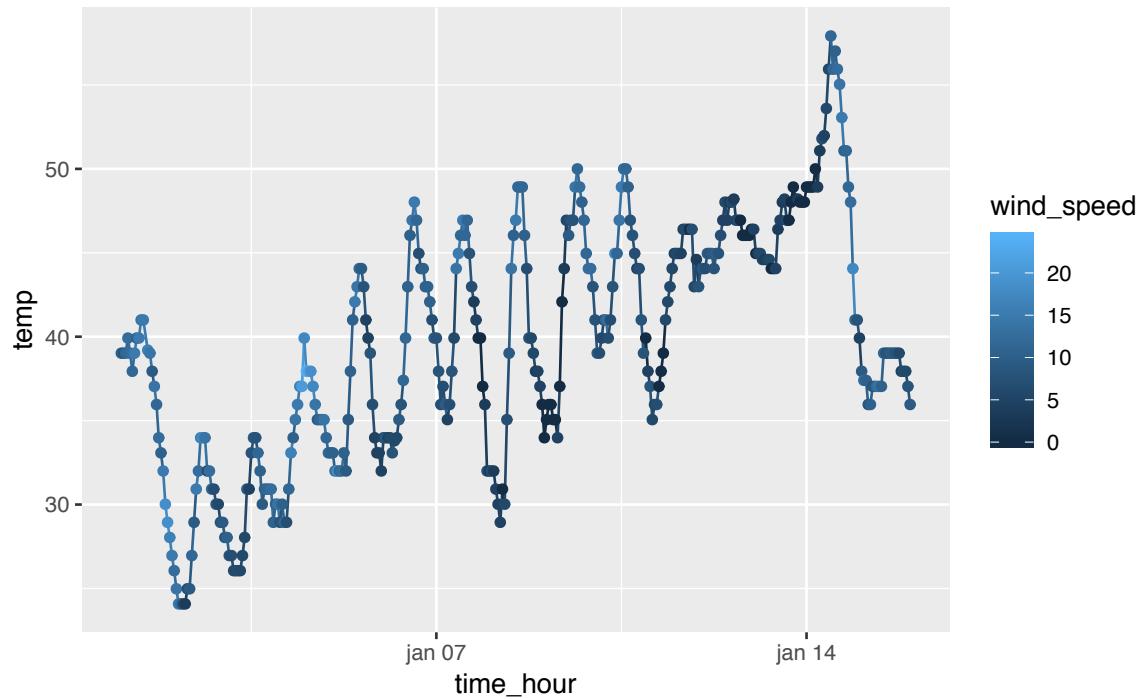


FIGURE 25 – Températures horaires et vitesse du vent à l'aéroport de Newark entre le 1er et le 15 janvier 2013

```
geom_point()
```

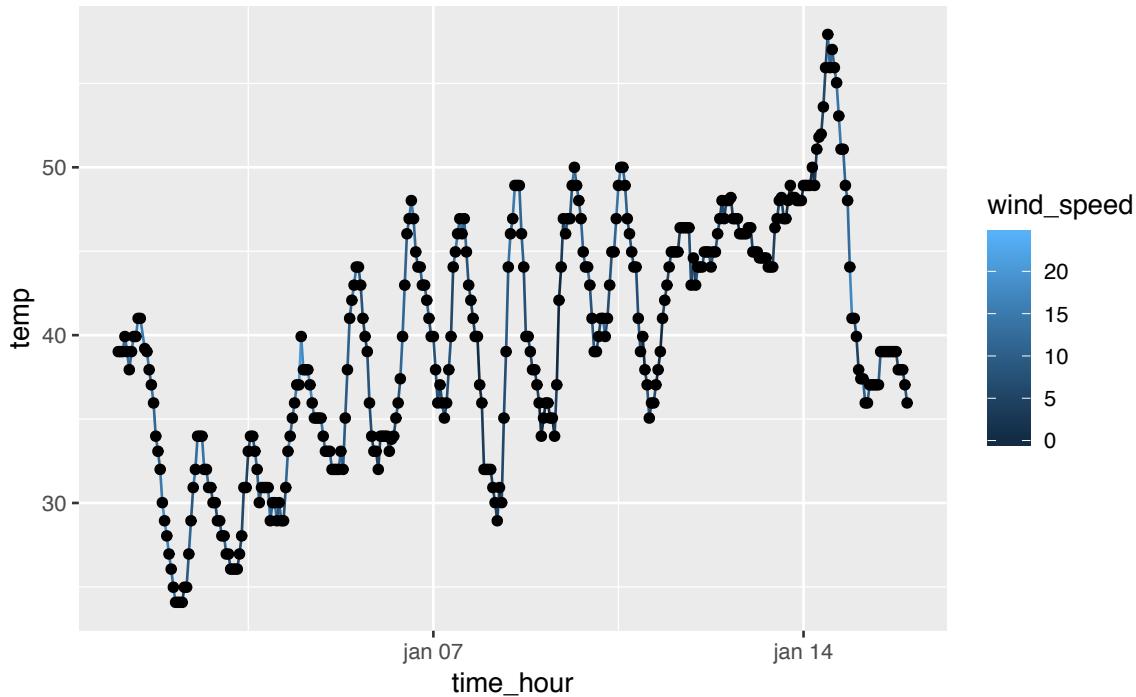


FIGURE 26 – Températures horaires et vitesse du vent à l'aéroport de Newark entre le 1er et le 15 janvier 2013

```
ggplot(small_weather, aes(x = time_hour, y = temp)) +  
  geom_line() +  
  geom_point(aes(color = wind_speed))
```

Vous l'aurez compris, lorsque l'on spécifie `aes()` à l'intérieur de la fonction `ggplot()`, les associations de variables et d'esthétiques sont appliquées à tous les objets géométriques, donc à toutes les autres couches. En revanche, quand `aes()` est spécifié dans une couche donnée, les réglages ne s'appliquent qu'à cette couche spécifique.

En l'occurrence, si le même réglage est spécifié dans la fonction `ggplot()` et dans une fonction `geom_XXX()`, c'est le réglage spécifié dans l'objet géométrique qui l'emporte :

```
ggplot(small_weather, aes(x = time_hour, y = temp, color = wind_speed)) +  
  geom_line(color = "orange") +  
  geom_point()
```

il est ainsi possible de spécifier des éléments esthétiques qui s'appliqueront à toutes les couches d'un graphique, et d'autres qui ne s'appliqueront qu'à une couche spécifique, qu'à un objet géométrique particulier.

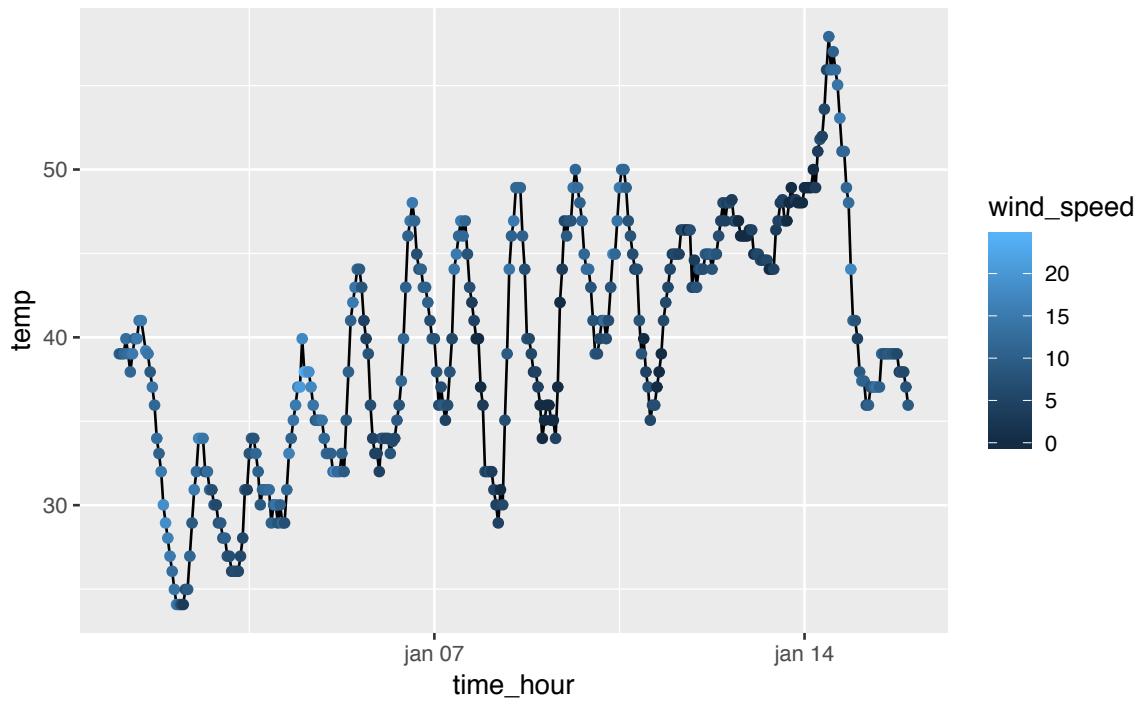


FIGURE 27 – Températures horaires et vitesse du vent à l'aéroport de Newark entre le 1er et le 15 janvier 2013

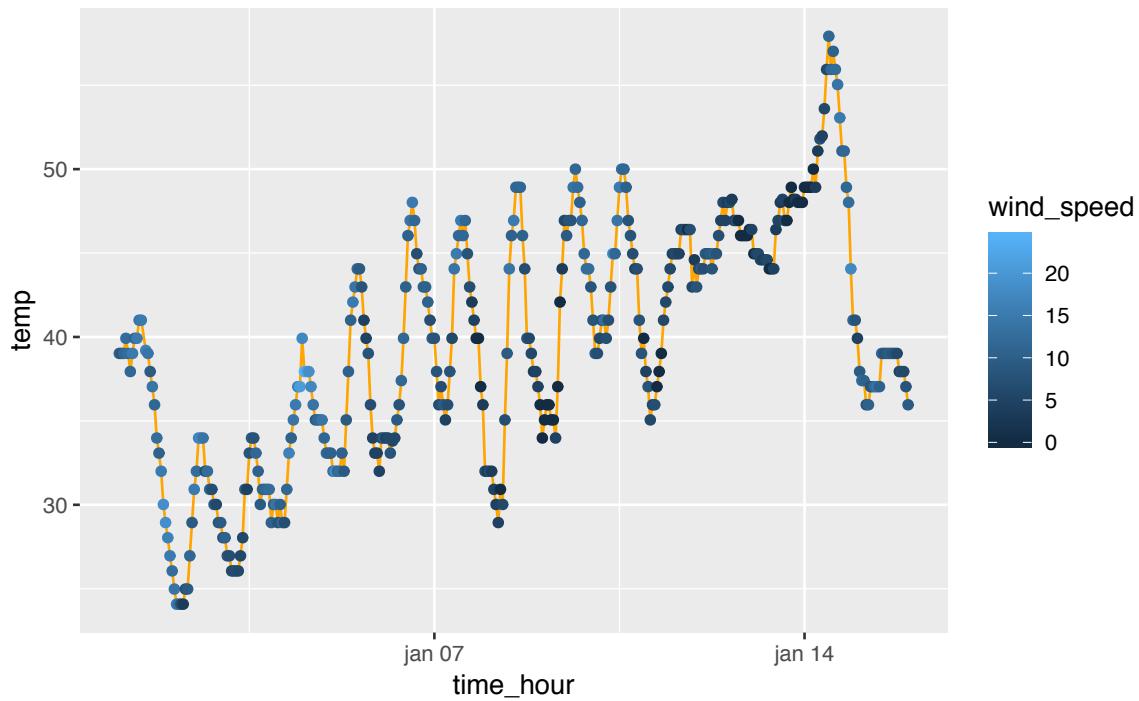


FIGURE 28 – Températures horaires et vitesse du vent à l'aéroport de Newark entre le 1er et le 15 janvier 2013

4.5 Les histogrammes

Un histogramme permet de visualiser la distribution **d'une variable** numérique continue. Contrairement aux deux types de graphiques vus précédemment, il sera donc inutile de préciser la variable à associer à l'axe des ordonnées : R la calcule automatiquement pour nous lorsque nous faisons appel à la fonction `geom_histogram()` pour créer un objet géométrique “histogramme”.

4.5.1 L'objet `geom_histogram()`

Si on reprend le jeu de données `weather`, on peut par exemple s'intéresser à la distribution des températures tout au long de l'année :

```
ggplot(weather, aes(x = temp)) +  
  geom_histogram()
```

```
`stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```

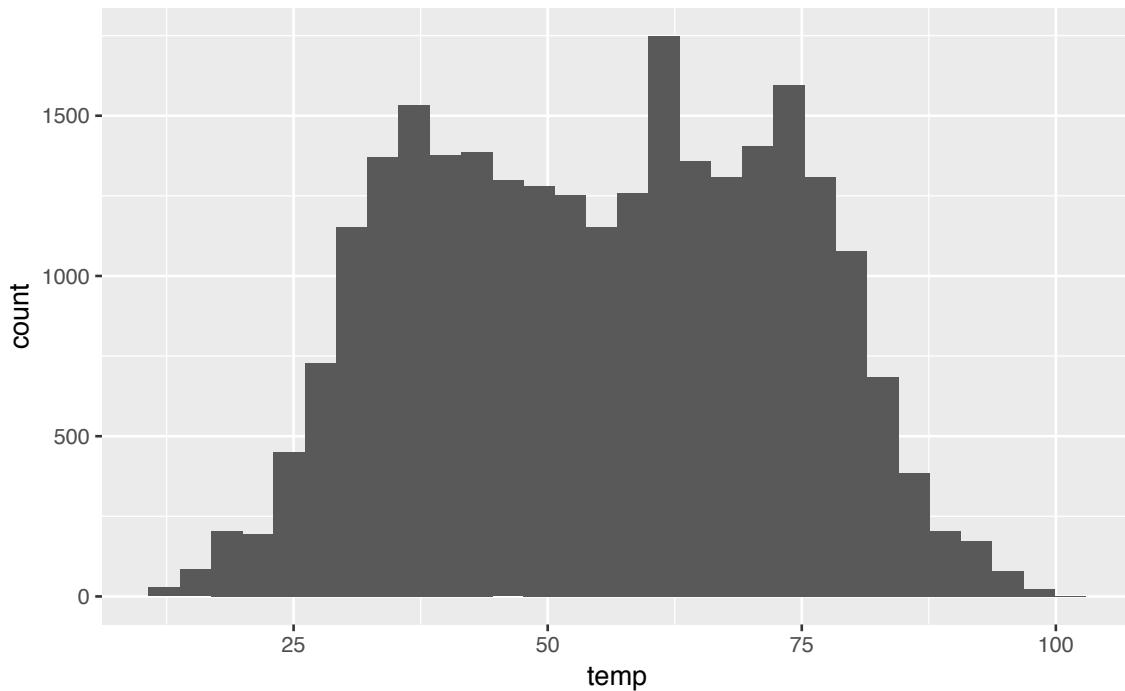


FIGURE 29 – Histogramme des températures enregistrées en 2013 dans les 3 aéroports de New York

On observe plusieurs choses :

1. La distribution semble globalement bimodale avec un pic autour de 36-37 degrés farenheit (2 à 3 °C) et un autre autour de 65-70 degrés farenheit (18-21 °C).
2. Les températures ont varié de 12 degrés farenheit (-11°C) à 100 degrés farenheit (près de 38°C).
3. R nous avertit qu'une valeur non finie n'a pas pu être intégrée
4. R nous indique qu'il a choisi de représenter 30 classes de températures (`bins = 30`). C'est la valeur par défaut. R nous conseille de choisir une valeur plus appropriée.

Comme pour les nuages de points utilisant les symboles 21 à 24, il est possible de spécifier la couleur de remplissage des barres avec l'argument `fill` et la couleur du contour des barres avec l'argument `color` :

```
ggplot(weather, aes(x = temp)) +  
  geom_histogram(fill = "steelblue", color = "grey80")
```

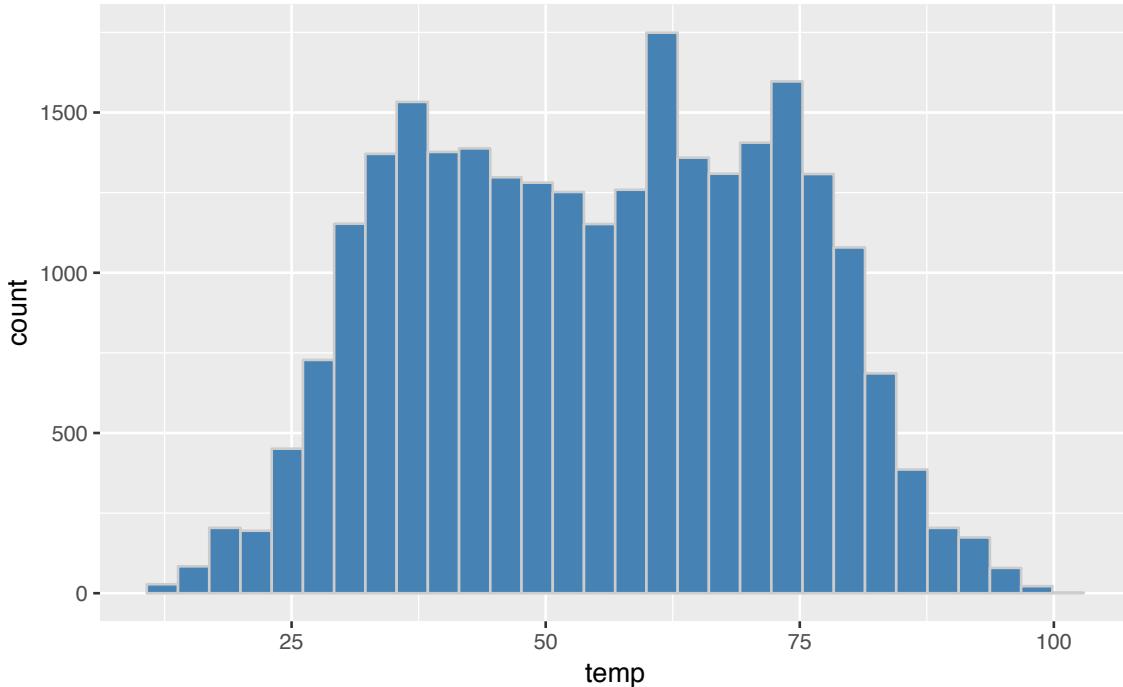


FIGURE 30 – Utilisation des arguments ‘fill’ et ‘color’ pour modifier l’aspect de l’histogramme.

4.5.2 La taille des classes

Par défaut, R choisit arbitrairement de représenter 30 classes. Ce n'est que rarement le bon choix, et il est souvent nécessaire de tâtonner pour trouver le nombre de classes : celui qui permet d'avoir une idée correcte de la distribution des données.

Il est possible d'ajuster les caractéristiques des classes de l'histogramme de l'une des 3 façons suivantes :

1. en ajustant le nombre de classes avec `bins`
2. en précisant la largeur des classes avec `binwidth`
3. en fournissant manuellement les limites des classes avec `breaks`

```
ggplot(weather, aes(x = temp)) +  
  geom_histogram(bins = 60, color = "white")
```

Ici, augmenter le nombre de classes à 60 permet de prendre conscience que la distribution n'est pas aussi lisse qu'elle en avait l'air. L'ajout d'une couche supplémentaire avec la fonction `geom_rug()` ("a rug" est un tapis en français) permet de prendre conscience que les données de température ne sont pas aussi continues qu'on pouvait le croire :

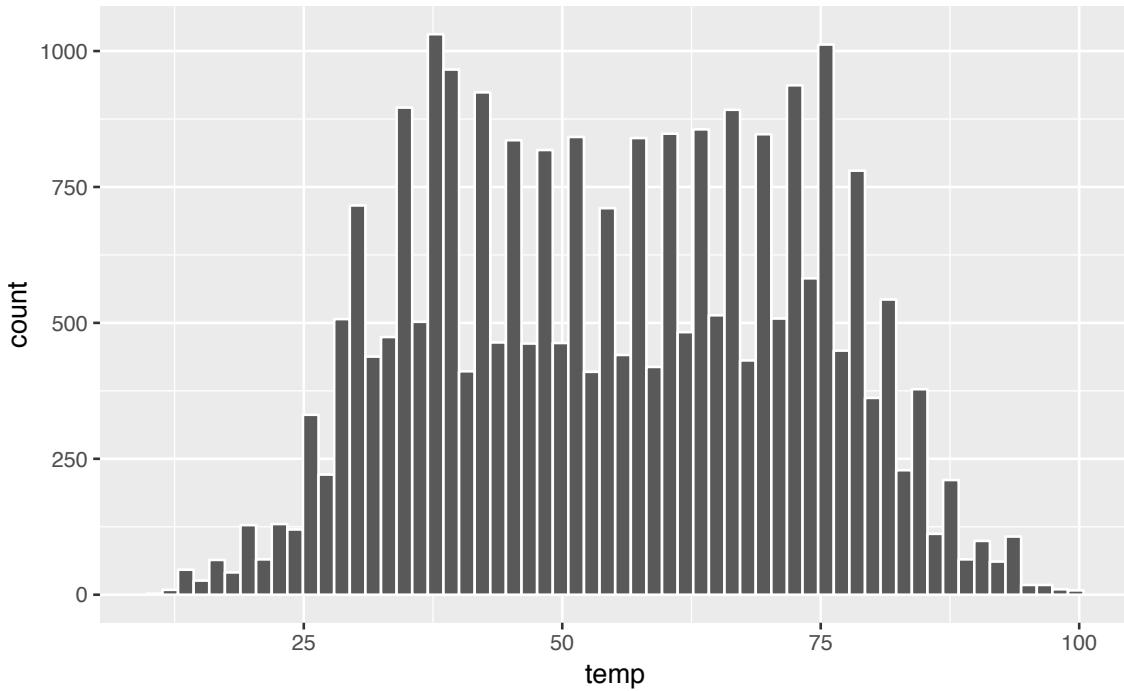


FIGURE 31 – Modification du nombre de classes

```
ggplot(weather, aes(x = temp)) +
  geom_histogram(bins = 60, color = "white") +
  geom_rug(alpha = 0.1)
```

Notez la transparence importante utilisée pour `geom_rug()`. On constate que la précision des relevés de température n'est en fait que de quelques dixièmes de degrés.

On peut également modifier la largeur des classes avec `binwidth`:

```
ggplot(weather, aes(x = temp)) +
  geom_histogram(binwidth = 10, color = "white")
```

Ici chaque catégorie recouvre 10 degrés farenheit, ce qui est probablement trop large puisque la bimodalité de la distribution est devenue presque invisible. Enfin, il est possible de déterminer manuellement les limites des classes souhaitées avec l'argument `breaks`:

```
ggplot(weather, aes(x = temp)) +
  geom_histogram(breaks = c(0, 10, 20, 50, 60, 70, 80, 105), color = "white")
```

Vous constatez ici que les choix effectués ne sont pas très pertinents : toutes les classes n'ont pas la même largeur. Cela rend l'interprétation difficile. Il est donc vivement conseillé, pour spécifier `breaks`, de créer des suites régulières, comme avec la fonction `seq()` par exemple (consultez son fichier d'aide et les exemples!):

```
limits <- seq(from = 10, to = 105, by = 5)
limits
```

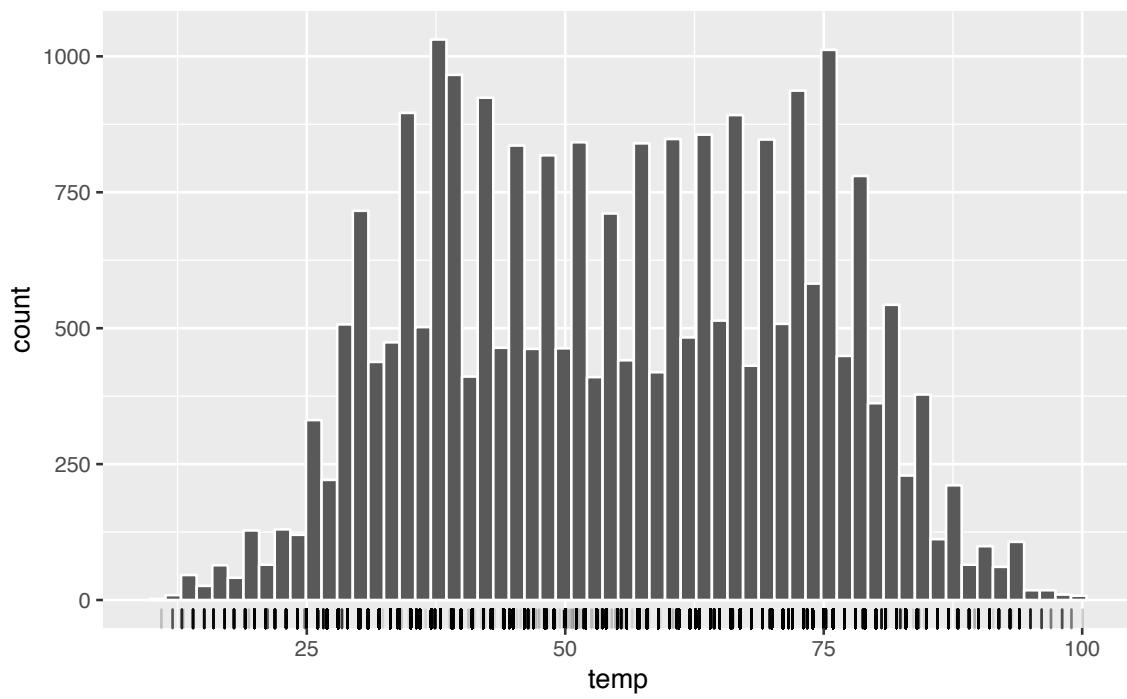


FIGURE 32 – Ajout des données brutes sous forme de 'tapis' ('rug') sous l'histogramme.

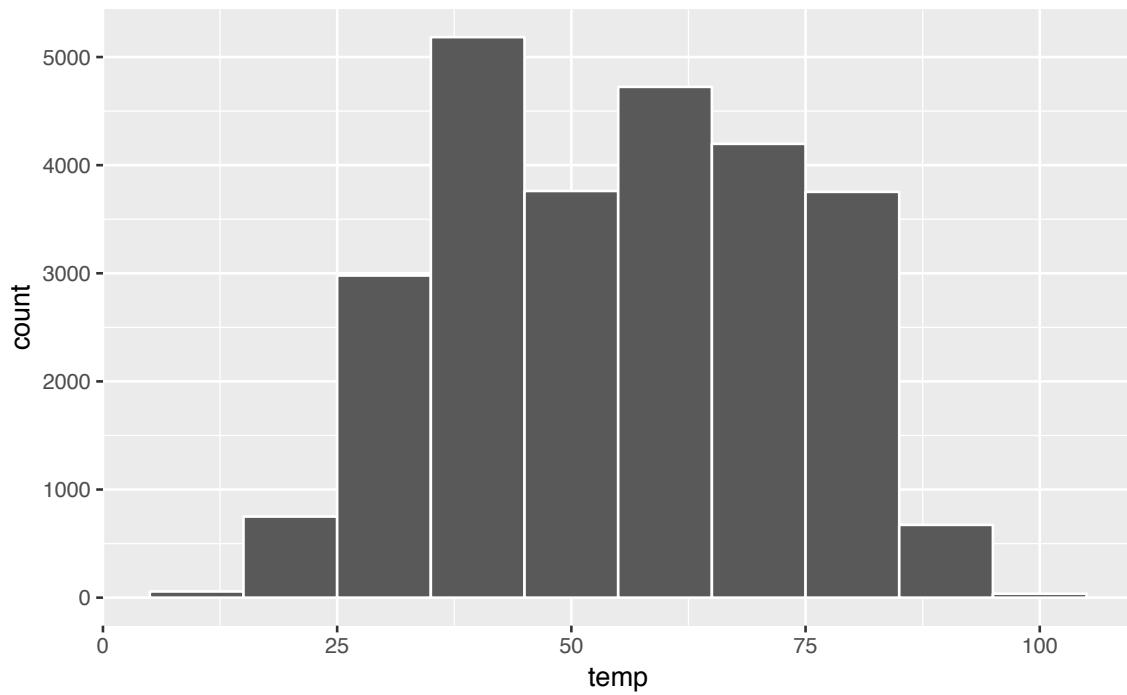


FIGURE 33 – Modification de la largeur des classes avec 'binwidth'

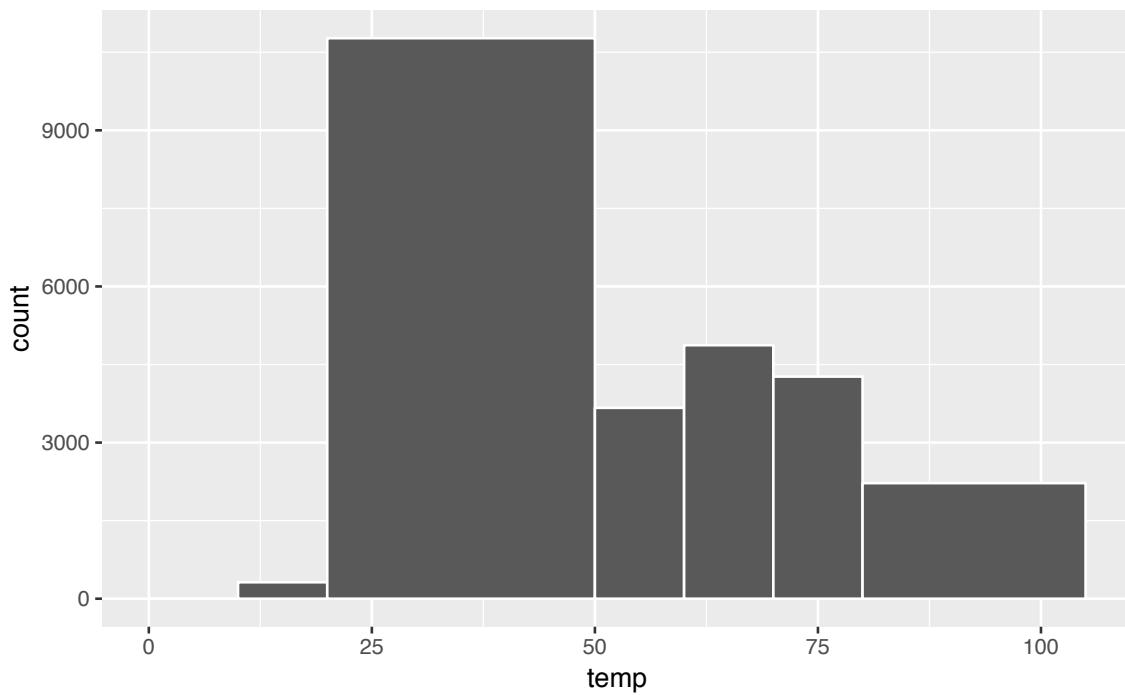


FIGURE 34 – Spécification manuelle des limites de classes de tailles (classes irrégulières)

```
[1] 10 15 20 25 30 35 40 45 50 55 60 65 70 75 80 85 90 95 100
[20] 105
```

```
ggplot(weather, aes(x = temp)) +
  geom_histogram(breaks = limits, color = "white")
```

Il est important que toute la gamme des valeurs de temp soit couverte par les limites des classes que nous avons définies, sinon, certaines valeurs sont omises et l'histogramme est donc incomplet/incorrect. Une façon de s'en assurer est d'afficher les résumé des données pour la colonne temp du jeu de données weather :

```
summary(weather$temp)
```

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.	NA's
10.94	39.92	55.40	55.26	69.98	100.04	1

On voit ici que les températures varient de 10.94 à 100.04 degrés farenheit. Les classes que nous avons définies couvrent une plage de température plus large (de 10 à 105). Toutes les données sont donc bien intégrées à l'histogramme.

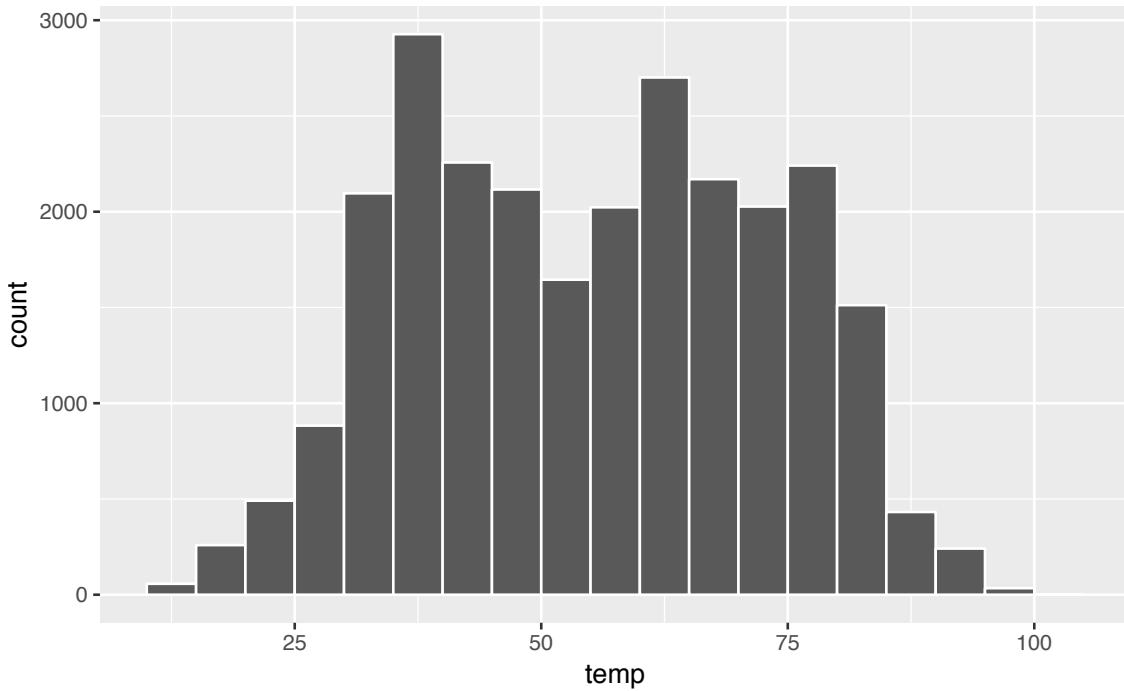


FIGURE 35 – Un exemple d'utilisation de l'argument 'break'

4.6 Les facets

4.6.1 facet_wrap()

Nous l'avons indiqué plus haut, les facets permettent de scinder le jeux de données en plusieurs sous-groupes et de faire un graphique pour chacun des sous-groupes.

Ainsi, si l'on souhaite connaître la distribution des températures pour chaque mois de l'année 2013, plutôt que de faire ceci :

```
ggplot(weather, aes(x = temp, fill = factor(month))) +
  geom_histogram(bins = 20, color = "grey30")
```

qui produit un graphique certes assez joli, mais difficile à interpréter, mieux vaut faire ceci :

```
ggplot(weather, aes(x = temp, fill = factor(month))) +
  geom_histogram(bins = 20, color = "grey30") +
  facet_wrap(~factor(month), ncol = 3)
```

La couche supplémentaire créée avec `facet_wrap` permet donc de scinder les données en fonction d'une variable. Attention à la syntaxe; il ne faut pas oublier le symbole `~` devant la variable que l'on souhaite utiliser pour scinder les données. Il va sans dire que la variable utilisée doit être catégorielle et non continue, c'est la raison pour laquelle j'utilise la notation `factor(month)` et non simplement `month`.

Avec la fonction `facet_wrap()`, il est possible d'indiquer à R comment les différents graphiques doivent être agencés en spécifiant soit le nombre de colonnes souhaité avec `ncol`, soit le nombre de lignes souhaitées avec

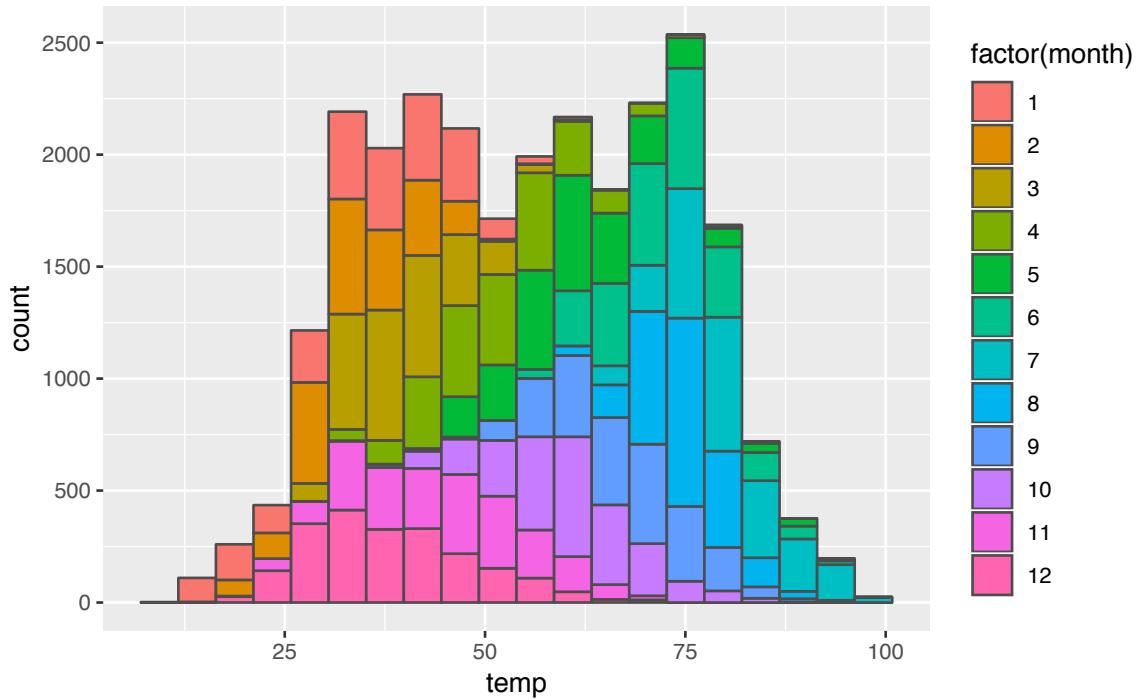


FIGURE 36 – Distribution des températures avec visualisation des données mensuelles.

nrow.

4.6.2 facet_grid()

Une autre fonction nommée `facet_grid()` permet d'agencer des sous-graphiques selon 2 variables catégorielles. Par exemple :

```
ggplot(weather, aes(x = temp, fill = factor(month))) +
  geom_histogram(bins = 20, color = "grey30") +
  facet_grid(factor(month) ~ origin)
```

Ici, nous avons utilisé la variable `month` (transformée en facteur) et la variable `origin` pour créer un histogramme pour chaque combinaison des modalités de ces 2 variables. Il est donc possible comparer facilement des températures inter-mensuelles au sein d'un aéroport donné (en colonnes), ou de comparer des températures enregistrées le même mois dans des aéroports distincts (en lignes).

`facet_grid()` doit elle aussi être utilisée avec le symbole `~`. Comme pour les indices d'un tableau, on met à gauche du `~` la variable qui figurera en lignes, et à droite du `~` celle qui figurera en colonnes. Les arguments `nrow` et `ncol` ne peuvent donc pas être utilisés : c'est le nombre de niveaux de chaque variable catégorielle fournie à `facet_grid()` qui détermine le nombre de lignes et de colonnes du graphique.

Vous devriez maintenant être convaincus de la puissance de la grammaire des graphiques. En utilisant un langage standardisé et en ajoutant des couches une à une sur un graphique, il est possible d'obtenir rapidement des visualisations très complexes et néanmoins très claires, qui font apparaître des structures intéressantes

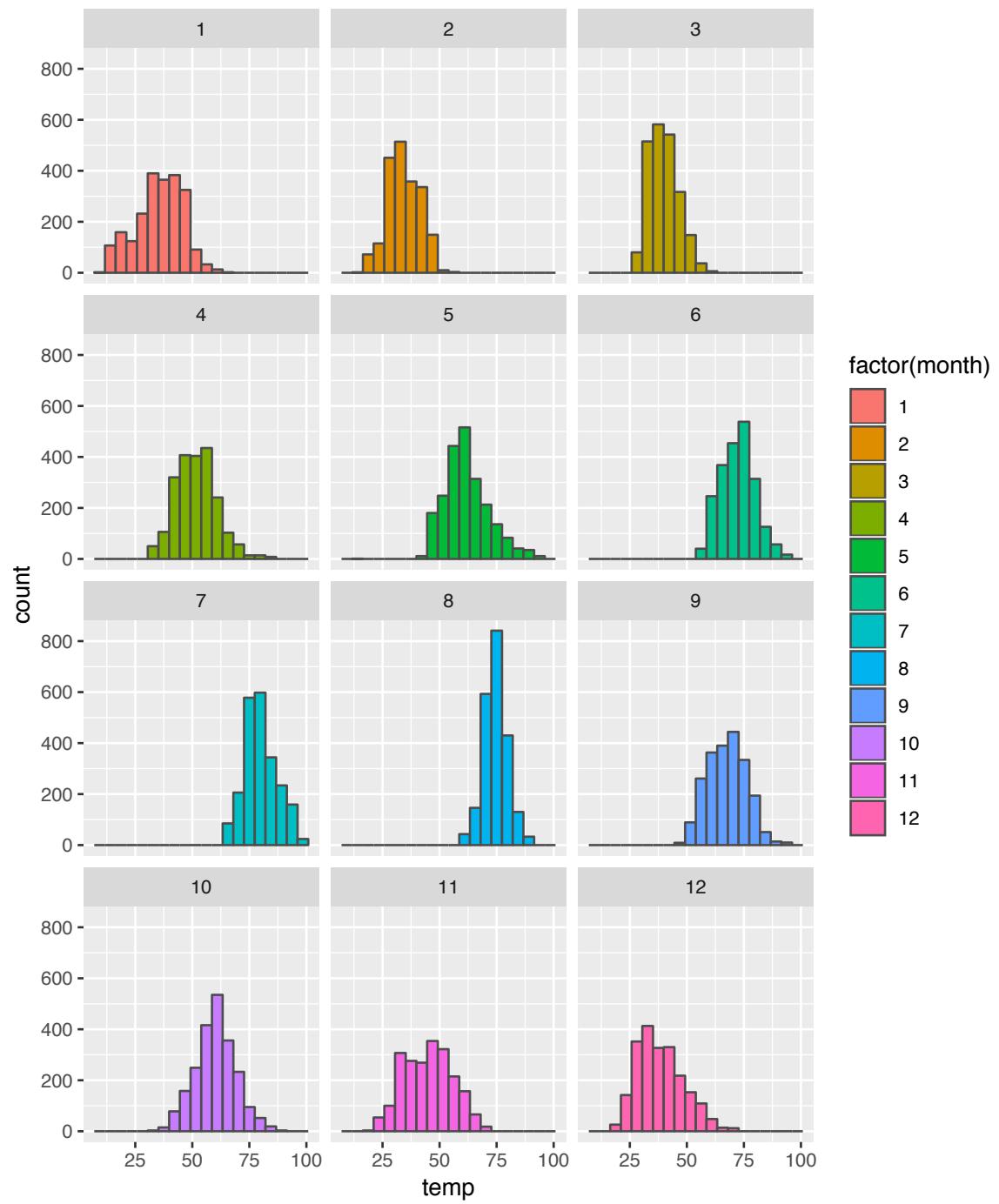


FIGURE 37 – Un exemple d'utilisation de `facet_wrap()`.

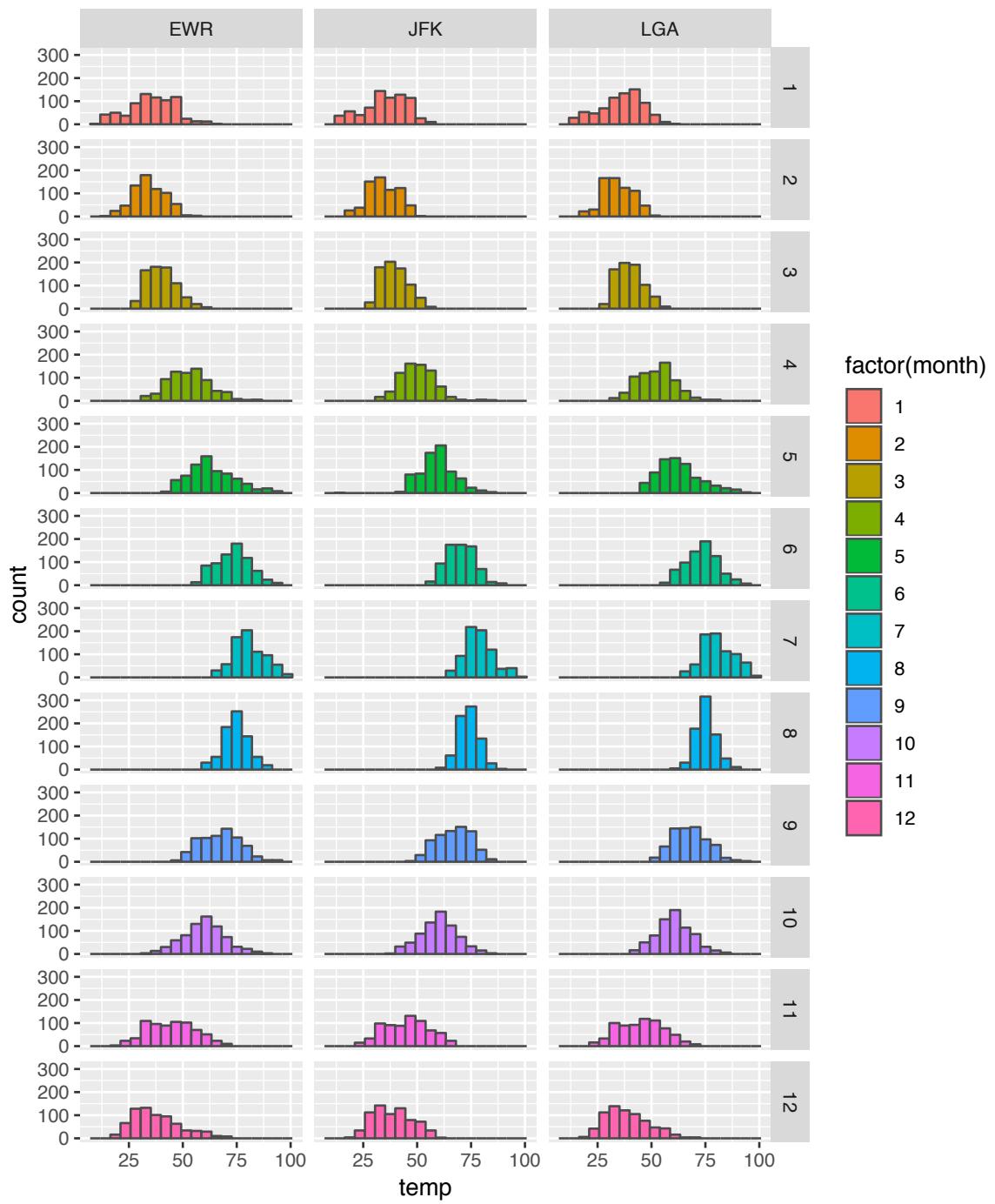


FIGURE 38 – Un exemple d'utilisation de `facet_grid()`.

dans nos données (des tendances, des groupes, des similitudes, des liaisons, des différences, etc).

4.6.3 Exercices

Examinez la figure 38.

1. Quels éléments nouveaux ce graphiques nous apprend-il par rapport au graphique 35 ci-dessus? Comment le “faceting” nous aide-t'il à visualiser les relations entre 2 (ou 3) variables?
 2. À quoi correspondent les numéros 1 à 12?
 3. À quoi correspondent les chiffres 25, 50, 75, 100?
 4. À quoi correspondent les chiffres 0, 100, 200, 300?
 5. Observez les échelles des axes x et y pour chaque sous graphique. Qu'ont-elles de particulier? En quoi est-ce utile?
 6. La variabilité des températures est-elle plus importante entre les aéroports, entre les mois, ou au sein des mois? Expliquez votre réflexion.
-

4.7 Les boîtes à moustaches ou boxplots

4.7.1 Crédation de boxplots et informations apportées

Commençons par créer un boxplot pour comparer les températures mensuelles comme nous l'avons fait plus haut avec des histogrammes :

```
ggplot(weather, aes(x = month, y = temp)) +  
  geom_boxplot()
```

Warning: Continuous x aesthetic -- did you forget aes(group=...)?

Warning: Removed 1 rows containing non-finite values (stat_boxplot).

Comme précédemment, R nous avertit qu'une observation n'a pas été intégrée (en raison d'une donnée manquante). Mais il nous dit aussi que x (pour nous, la variable month) est continue, et que nous avons probablement oublié de spécifier des groupes.

En effet, les boxplots sont généralement utilisés pour examiner la distribution d'une variable numérique pour chaque niveau d'une variable catégorielle (un facteur). Il nous faut donc, ici encore, transformer month en facteur car dans notre tableau de départ, cette variable est considérée comme une variable numérique continue :

```
ggplot(weather, aes(x = factor(month), y = temp)) +  
  geom_boxplot()
```

Les différents éléments d'un boxplot, sont les suivants :

- la limite inférieure de la boîte correspond au premier quartile : 25% des données de l'échantillon sont situées sous cette valeur

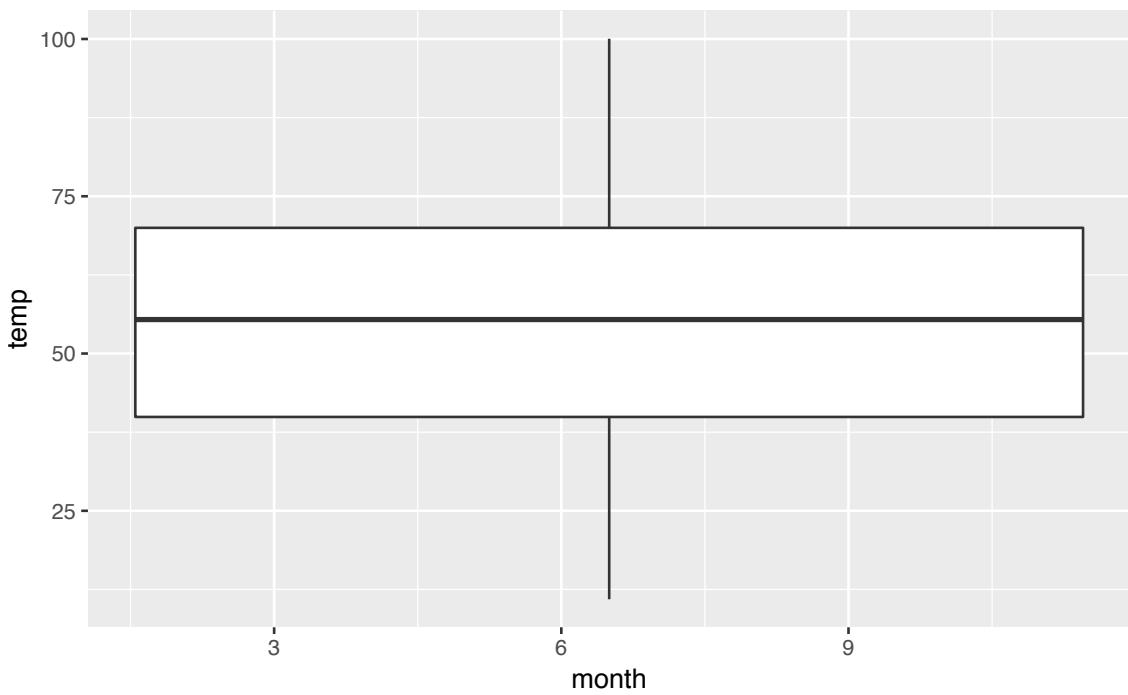


FIGURE 39 – Un boxplot for peu utile...

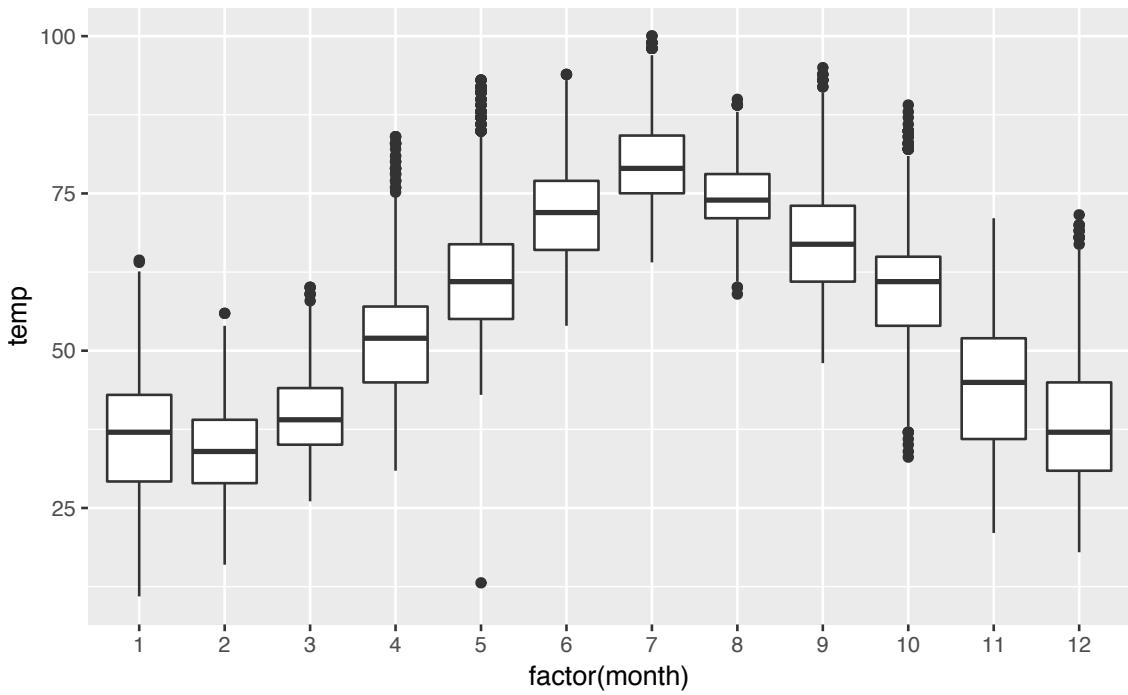


FIGURE 40 – Boxplot des températures mensuelles

- la limite supérieure de la boîte correspond au troisième quartile : 25% des données de l'échantillon sont situées au-dessus de cette valeur
- le segment épais à l'intérieur de la boîte correspond au second quartile : c'est la médiane de l'échantillon. 50% des données de l'échantillon sont situées au dessus de cette valeur, et 50% au dessous.
- la hauteur de la boîte correspond à ce que l'on appelle l'étendue inter-quartile ou Inter Quartile Range (IQR) en anglais. On trouve dans cette boîte 50% des observations de l'échantillon. C'est une mesure de la dispersion des 50% des données les plus centrales. Une boîte plus allongée indique donc une plus grande dispersion.
- les moustaches correspondent à des valeurs qui sont en dessous du premier quartile (pour la moustache du bas) et au-dessus du troisième quartile (pour la moustache du haut). La règle utilisée dans R est que ces moustaches s'étendent jusqu'aux valeurs minimales et maximales de l'échantillon, mais elles ne peuvent en aucun cas s'étendre au-delà de 1,5 fois la hauteur de la boîte (1,5 fois l'IQR) vers le haut et le bas. Si des points apparaissent au-delà des moustaches (vers le haut ou le bas), ces points sont appelés "outliers". Ce sont des points qui s'éloignent du centre de la distribution de façon importante puisqu'ils sont au-delà de 1,5 fois l'IQR de part et d'autres du premier ou du troisième quartile. Il peut s'agir d'anomalies de mesure, d'anomalies de saisie de données, ou tout simplement, d'enregistrement tout à fait valides mais extrêmes. J'attire votre attention sur le fait que la définition de ces outliers est relativement arbitraire. Nous pourrions faire le choix d'étendre les moustaches jusqu'à 1,8 fois l'IQR (ou 2, ou 2,5). Nous observerions alors beaucoup moins d'outliers. D'une façons générale, la longueur des moustaches renseigne sur la variabilité des données en dehors de la zone centrale. Plus elles sont longues, plus la variabilité est importante. Et dans tous les cas, l'examen attentif des outliers est utile car il nous permet d'en apprendre plus sur le comportement extrême de certaines observations.

4.7.2 L'intervalle de confiance à 95% de la médiane

On peut également ajouter une encoche autour de la valeur de médiane en ajoutant l'argument `notch = TRUE` à la fonction `geom_boxplot()` :

```
ggplot(weather, aes(x = factor(month), y = temp)) +
  geom_boxplot(notch = TRUE)
```

Comme l'indique la légende de la figure 41, cette encoche correspond à l'étendue de l'intervalle de confiance à 95% de la médiane. Pour chaque échantillon, nous espérons que la médiane calculée soit le reflet fidèle de la vraie valeur de médiane de la population. Mais il sera toujours impossible d'en avoir la certitude absolue. Le mieux que l'on puisse faire, c'est quantifier l'incertitude. L'intervalle de confiance nous indique qu'il ya de bonnes chances que la vraie valeur de médiane de la population générale (qui restera à jamais inconnue) a de bonnes chances de se trouver dans cet intervalle. Ici, les encoches sont très étroites car les données sont abondantes. il y a donc peu d'incertitude, ce qui est une bonne chose.

Nous reviendrons sur cette notion importante plus tard dans le cursus, car ce type de graphique nous permettra d'anticiper sur les résultats des tests de comparaison de moyennes.

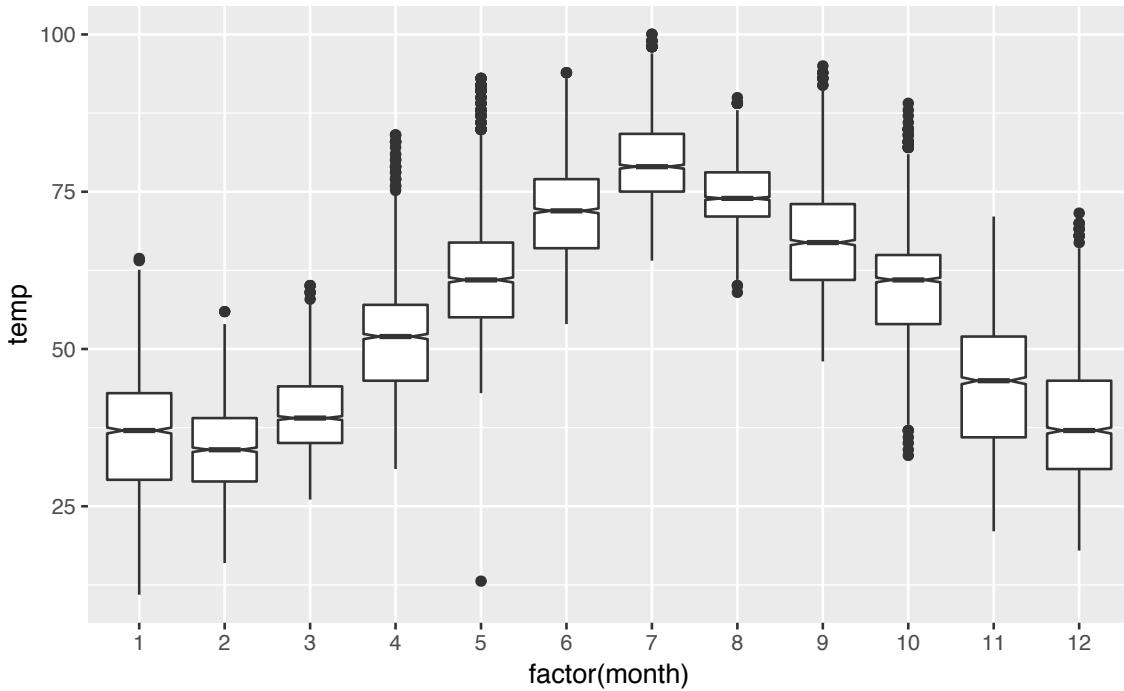


FIGURE 41 – Boxplot des températures mensuelles. Les intervalles de confiance à 95% de la médiane sont affichés.

4.7.3 Une autre façon d'examiner des distributions

Dernière chose concernant les boxplots : il s'agit d'une représentation graphique très proche de l'histogramme. Pour vous en convaincre, je représente à la figure 42 ci-dessous uniquement les températures du mois de novembre, avec 3 types d'objets géométriques différents : un histogramme, un boxplot, et un nuage de points.

Nous avons donc, à gauche un histogramme pour les températures de novembre (j'ai permué les axes pour que y porte la température pour les 3 graphiques), au centre, un boxplot pour ces mêmes données, et à droite, les données brutes, sous la forme d'un nuage de point créé avec `geom_jitter()`. On voit bien que ces 3 représentations graphiques sont similaires. Toutes rendent compte du fait que les températures de Novembre sont majoritairement comprises entre 35 et 52 degrés farenheit. Au-delà de cette fourchette (au-dessus comme en-dessous) les observations sont plus rares.

Le nuage de points affiche toutes les données. C'est donc lui le plus complet mais pas forcément le plus lisible. Les points sont en effet très nombreux et la lecture du graphique peut s'en trouver compliquée. L'histogramme simplifie les données en les regroupant dans des classes. C'est une sorte de résumé des données. On constate cependant toujours la présence de 2 pics qui correspondent aux zones plus denses du nuage de points. Le boxplot enfin synthétise encore plus ces données. Elles sont résumées par 7 valeurs seulement : le minimum, le maximum, les 3 quartiles, et les bornes de l'intervalle de confiance à 95% de la médiane. C'est une représentation très synthétique qui nous permet de comparer beaucoup de catégories côté à côté (voir la figure 41 un peu plus haut), mais qui est forcément moins précise qu'un histogramme. Vous noterez toutefois que la boîte du boxplot recouvre en grande partie la zone des 2 pics de l'histogramme. En outre, sur la figure 41, la tendance générale est très visible : il fait plus chaud en été qu'en hiver (étonnant non?).

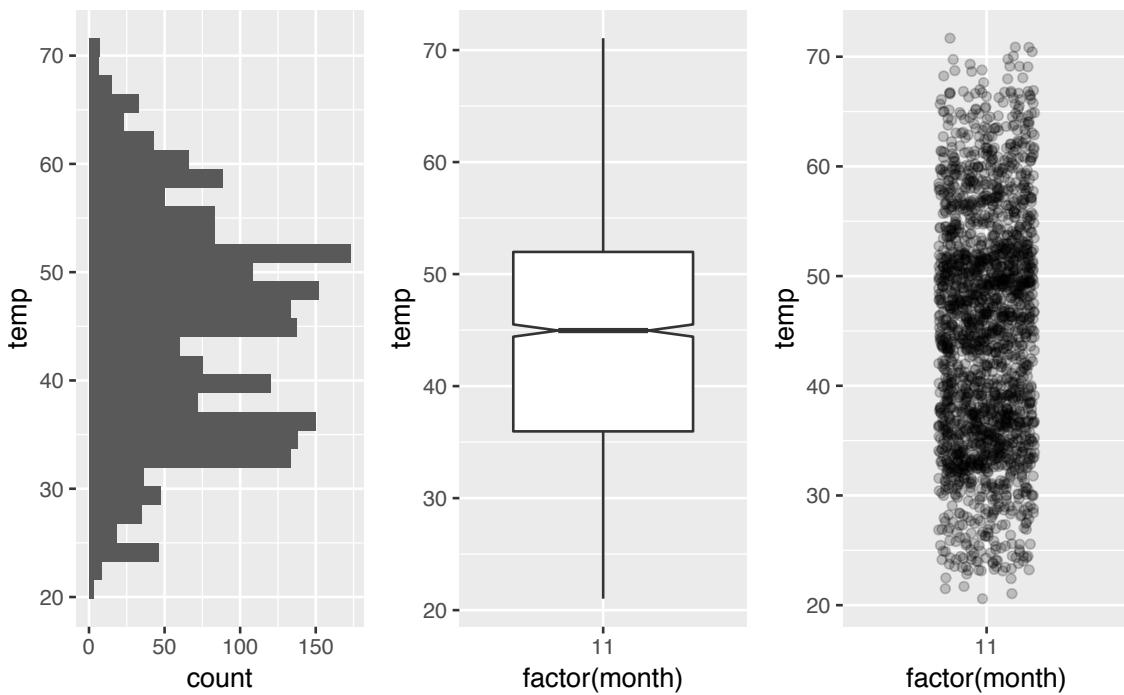


FIGURE 42 – Distribution des températures de Novembre 2013

4.7.4 Pour conclure

Les boîtes à moustaches permettent donc de comparer et contraster la distribution d'**une variable quantitative** pour plusieurs niveaux d'**une variable catégorielle**. On peut voir où la médiane tombe dans les différents groupes en observant la position de la ligne centrale dans la boîte. Pour avoir une idée de la dispersion de la variable au sein de chaque groupe, regardez à la fois la hauteur de la boîte et la longueur des moustaches. Quand les moustaches s'étendent loin de la boîte mais que la boîte est petite, cela signifie que la variabilité des valeurs proches du centre de la distribution est beaucoup plus faible que la variabilité des valeurs extrêmes. Enfin, les valeurs extrêmes ou aberrantes sont encore plus faciles à détecter avec une boîte à moustaches qu'avec un histogramme.

4.8 Les diagrammes bâtons

Comme nous venons de le voir, les histogrammes et les boîtes à moustaches permettent de visualiser la distribution d'**une variable numérique continue**. Nous aurons aussi souvent besoin de visualiser la distribution d'**une variable catégorielle**. C'est une tâche plus simple qui consiste à compter combien d'éléments tombent dans chacune des catégories de la variable catégorielle. Le meilleur moyen de visualiser de telles données de comptage (*aka* fréquences) est de réaliser un diagramme bâtons, autrement appelé **barplot** ou **barchart**.

Une difficulté, toutefois, concerne la façon dont les données sont présentées : est-ce que la variable d'intérêt est “pré-comptée” ou non ? Par exemple, le code ci-dessous crée 2 `data.frame` qui représentent la même collection de fruits : 3 pommes et 2 oranges :

```

fruits <- data_frame(
  fruit = c("pomme", "pomme", "pomme", "orange", "orange")
)
fruits

# A tibble: 5 x 1
  fruit
  <chr>
1 pomme
2 pomme
3 pomme
4 orange
5 orange

fruits_counted <- data_frame(
  fruit = c("pomme", "orange"),
  nombre = c(3, 2)
)
fruits_counted

# A tibble: 2 x 2
  fruit   nombre
  <chr>    <dbl>
1 pomme     3
2 orange     2

```

4.8.1 Représentation graphique avec geom_bar et geom_col

Pour visualiser les données non pré-comptées, on utilise `geom_bar()` :

```

ggplot(data = fruits, mapping = aes(x = fruit)) +
  geom_bar()

```

Pour visualiser les données déjà pré-comptées, on utilise `geom_col()` :

```

ggplot(data = fruits_counted, mapping = aes(x = fruit, y = nombre)) +
  geom_col()

```

Notez que les figures 43 et 44 sont absolument identiques (à l'exception du titre de l'axe des ordonnées), mais qu'elles ont été créées à partir de 2 tableaux de données différents. En particulier, notez que :

- le code qui génère la figure 43 utilise le jeu de données `fruits`, et n'associe pas de variable à l'axe des ordonnées : dans la fonction `aes()`, seule la variable associée à `x` est précisée. C'est la fonction `geom_bar()` qui calcule automatiquement les abondances (ou fréquences) pour chaque catégorie de la variable `fruit`. La variable `count` est ainsi générée automatiquement et associée à `y`.
- le code qui génère la figure 44 utilise le jeu de données `fruits_counted`. Ici, la variable `nombre` est associée à l'axe des `y` grâce à la fonction `aes()`. La fonction `geom_col()` a besoin de 2 variables (une variable

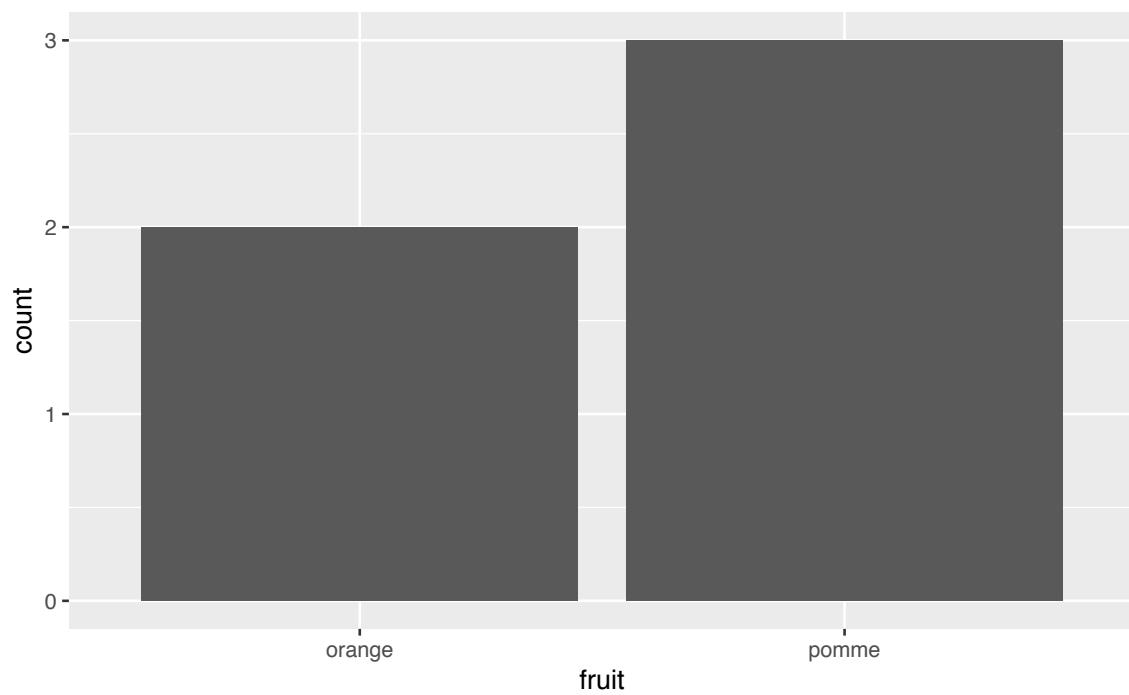


FIGURE 43 – Barplot pour des données non pré-comptées.

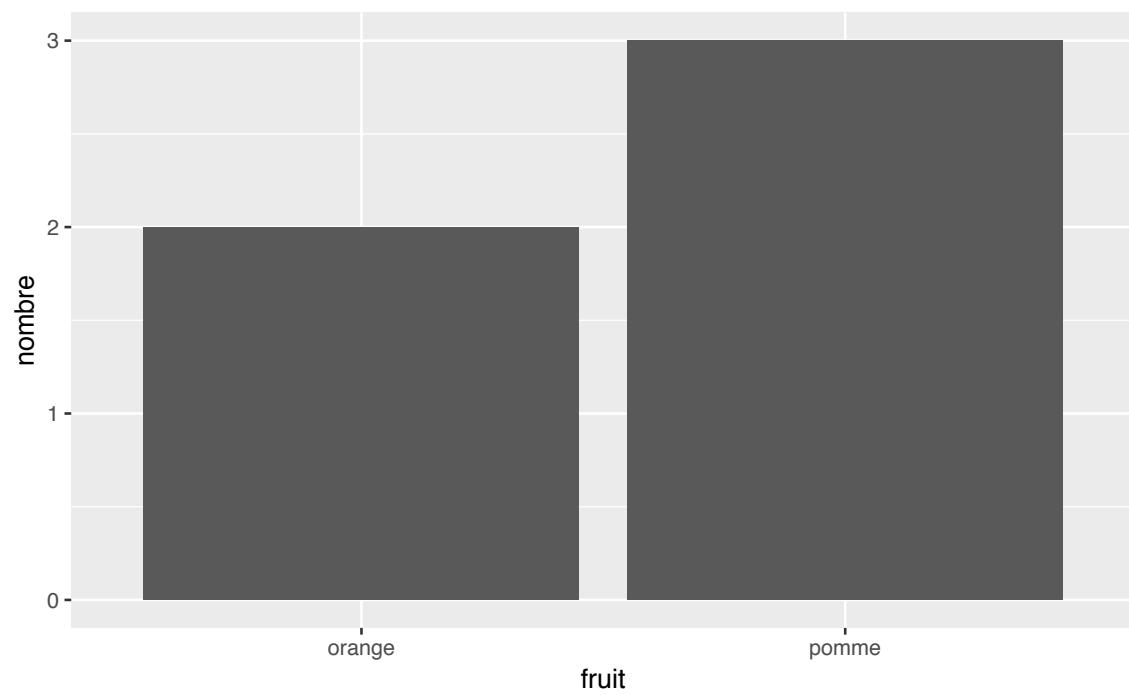


FIGURE 44 – Barplot pour des données pré-comptées.

catégorielle pour l'axe des x et une numérique pour l'axe des y) pour fonctionner.

Autrement dit, lorsque vous souhaiterez créer un diagramme bâtons, il faudra donc au préalable vérifier de quel type de données vous disposez pour choisir l'objet géométrique approprié :

- Si votre variable catégorielle n'est pas pré-comptée dans votre tableau de données, il faut utiliser `geom_bar()`
- Si votre variable catégorielle est pré-comptée dans votre tableau de données, il faut utiliser `geom_col()` et associer explicitement les comptages à l'aesthétique y du graphique.

4.8.2 Un exemple concret

Revenons à `nycflights13`. Imaginons que nous souhaitions connaître le nombre de vols affrétés par chaque compagnie aérienne au départ de New York en 2013. Dans le jeu de données `flights`, la variable `carrier` nous indique à quelle compagnie aérienne appartient chacun des 336776 vols ayant quitté New York en 2013. Une façon simple de représenter ces données est donc la suivante :

```
ggplot(data = flights, mapping = aes(x = carrier)) +  
  geom_bar()
```

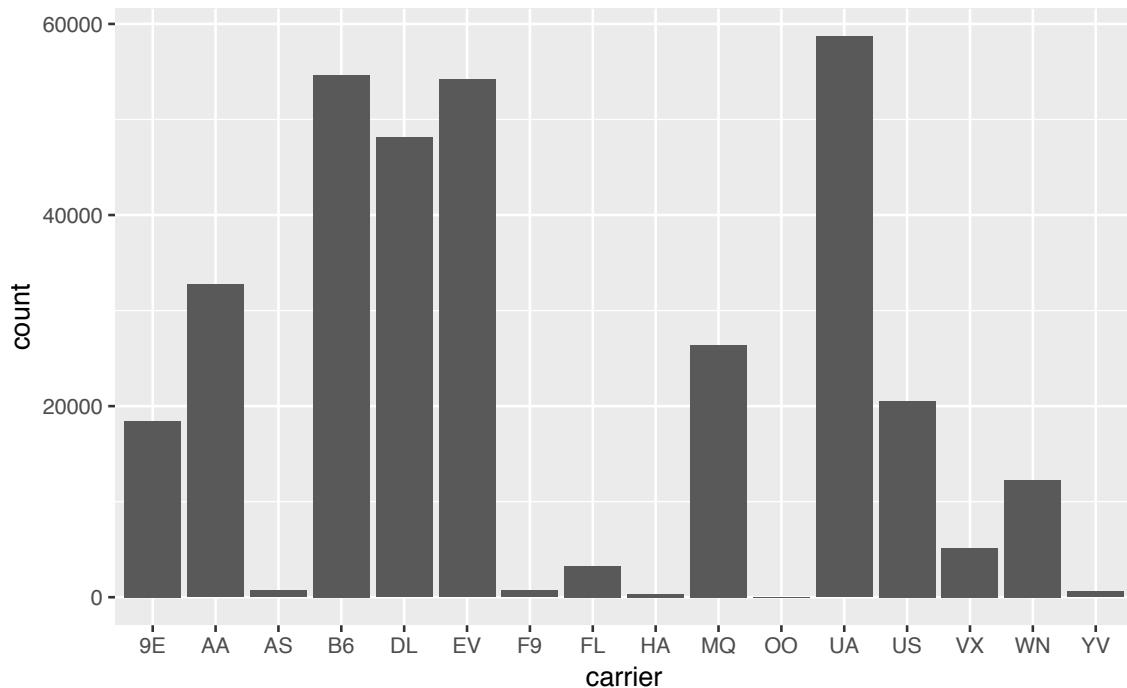


FIGURE 45 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ de New York en 2013.

Ici, `geom_bar()` a compté le nombre d'occurrences de chaque compagnie aérienne dans le tableau `flights` et a automatiquement associé ce nombre à l'axe des ordonnées.

Il est généralement plus utile de trier les catégories par ordre décroissant. Nous pouvons faire cela facilement grâce à la fonction `fct_infreq()` du package `forcats`. Si vous avez installé le `tidyverse`, le package `forcats`

doit être disponible sur votre ordinateur. N'oubliez pas de le charger si besoin :

```
library(forcats)
ggplot(data = flights, mapping = aes(x = fct_infreq(carrier))) +
  geom_bar()
```

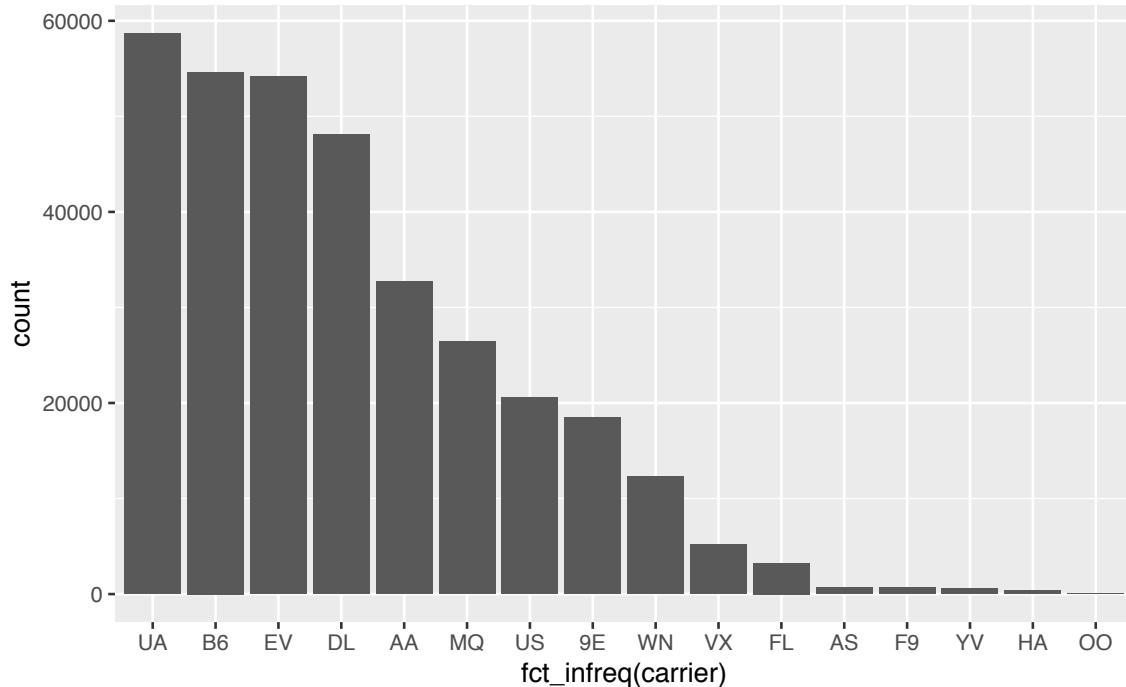


FIGURE 46 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ de New York en 2013.

Ordonner les catégories par ordre décroissant est souvent indispensable afin de faciliter la lecture du graphique et les comparaisons entre catégories.

Si nous souhaitons connaître le nombre de vols précis de chaque compagnie aérienne, il nous faut faire appel à plusieurs fonctions du package dplyr que nous détaillerons dans le chapitre 6. Ci-dessous, nous créons un nouveau tableau `carrier_table` contenant le nombre de vols de chaque compagnie aérienne et les compagnies sont ordonnées par nombre de vols décroissants :

```
carrier_table <- flights %>% # Pour créer une nouvelle table, on prend flights, puis...
  group_by(carrier) %>% # On groupe les données par compagnie aérienne, puis...
  summarize(nombre = n()) %>% # On calcule le nombre de vols par compagnie, puis ...
  arrange(desc(nombre))       # On trie le tableau par nombre de vols décroissant.
carrier_table                 # Enfin, on affiche la nouvelle table

# A tibble: 16 x 2
  carrier   nombre
  <chr>     <int>
1 UA        58665
2 B6        54635
```

```

3 EV      54173
4 DL      48110
5 AA      32729
6 MQ      26397
7 US      20536
8 9E      18460
9 WN      12275
10 VX     5162
11 FL     3260
12 AS      714
13 F9      685
14 YV      601
15 HA      342
16 OO      32

```

Ici, la table a été triée par nombre de vols décroissants. Mais attention, les **niveaux** du facteur `carrier` n'ont pas été modifiés :

```
factor(carrier_table$carrier)
```

```
[1] UA B6 EV DL AA MQ US 9E WN VX FL AS F9 YV HA OO
Levels: 9E AA AS B6 DL EV F9 FL HA MQ OO UA US VX WN YV
```

Le premier niveau est toujours 9E, puis AA, puis AS, et non l'ordre du tableau nouvellement créé (UA, puis B6, puis EV...) car les niveaux sont toujours triés par ordre alphabétique. La conséquence est que faire un barplot avec ces données et la fonction `geom_col()` ne permet pas d'ordonner les catégories correctement :

```
ggplot(carrier_table, aes(x = carrier, y = nombre)) +
  geom_col()
```

Pour parvenir à nos fins, il faut cette fois avoir recours à la fonction `fct_reorder()` pour ordonner correctement les catégories. Cette fonction prends 3 arguments :

1. la variable catégorielle dont on souhaite réordonner les niveaux (ici, la variable `carrier` du tableau `carrier_table`)
2. une variable numérique qui permet d'ordonner les catégories (ici, la variable `nombre` du même tableau)
3. l'argument optionnel `.desc` qui permet de préciser si le tri doit être fait en ordre croissant (c'est le cas par défaut) ou décroissant.

```
ggplot(carrier_table, aes(x = fct_reorder(carrier, nombre, .desc = TRUE), y = nombre)) +
  geom_col()
```

Vous voyez donc que selon le type de données dont vous disposez (soit un tableau comme `flights`, avec toutes les observations, soit un tableau beaucoup plus compact comme `carrier_table`), la démarche permettant de produire un diagramme bâton, dans lequel les catégories seront triées, sera différente.

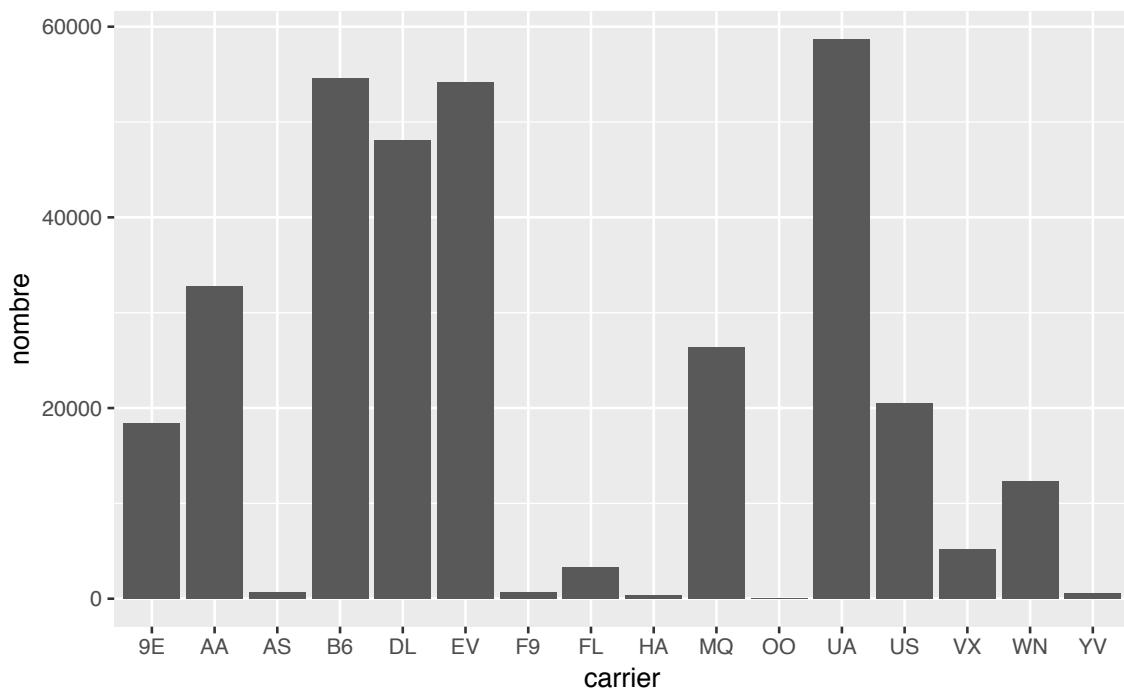


FIGURE 47 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ de New York en 2013.

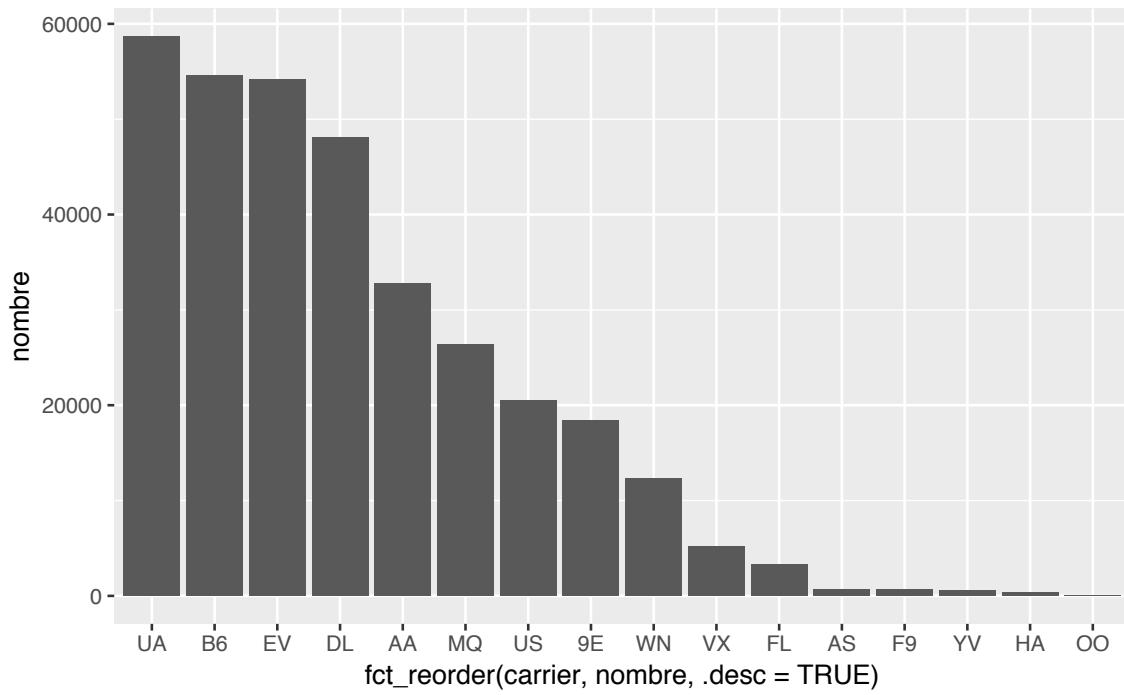


FIGURE 48 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ de New York en 2013.

4.8.3 Exercices

1. Quelle est la différence entre un histogramme et un diagramme bâtons ?
2. Pourquoi les histogrammes sont-ils inadaptés pour visualiser des données catégorielles ?
3. Quel est le nom de la compagnie pour laquelle le plus grand nombre de vols ont quitté New York en 2013 (je veux connaître son nom, pas juste son code) ? Où se trouve cette information ?
4. Quel est le nom de la compagnie pour laquelle le plus petit nombre de vols ont quitté New York en 2013 (je veux connaître son nom, pas juste son code) ? Où se trouve cette information ?

4.8.4 Éviter à tout prix les diagrammes circulaires

À mon grand désarroi, l'un des graphiques les plus utilisé pour représenter la distribution d'une variable catégorielle est le diagramme circulaire (ou diagramme camembert, ou piechart en anglais). C'est presque toujours la plus mauvaise visualisation possible. Je vous demande de l'éviter à tout prix. Notre cerveau n'est en effet pas correctement équipé pour comparer des angles. Ainsi, par exemple, nous avons naturellement tendance à surestimer les angles supérieurs à 90° , et à sous-estimer les angles inférieurs à 90° . En d'autres termes, il est difficile pour les humains de comparer des grandeurs sur des diagrammes circulaires.

À titre d'exemple, examinez ce diagramme, qui reprend les même chiffres que précédemment, et tentez de répondre aux questions suivantes :

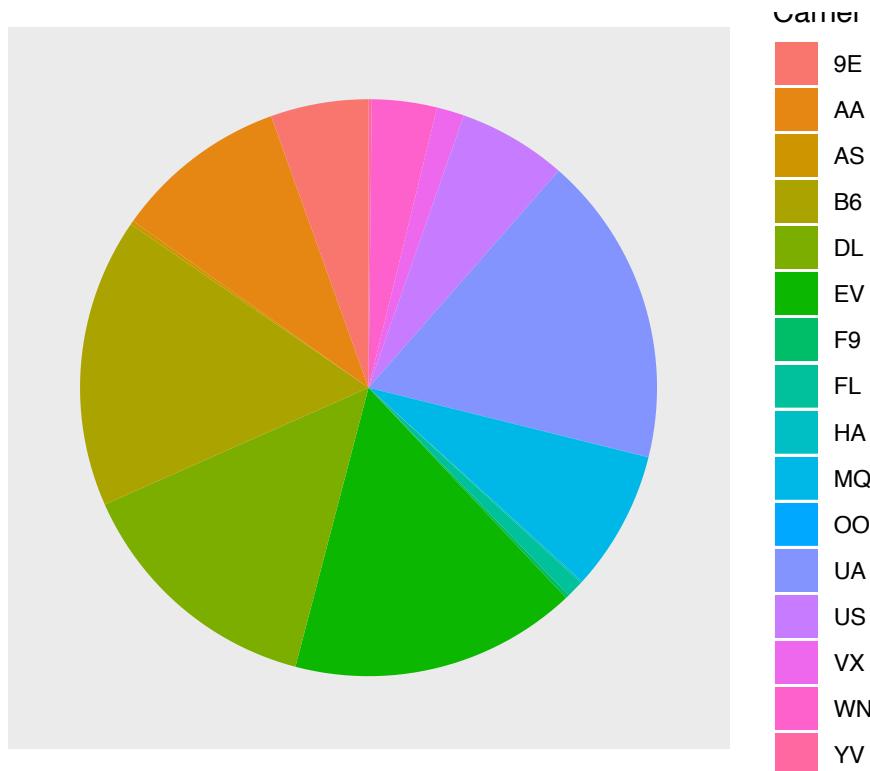


FIGURE 49 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ de New York en 2013

- Comparez les compagnies ExpressJet Airlines (EV) et US Airways (US). De combien de fois la part de EV est-elle supérieure à celle d'US ? (2 fois, 3 fois, 1.2 fois ?...)
- Quelle est la troisième compagnie aérienne la plus importante en terme de nombre de vols au départ de New York en 2013 ?
- Combien de compagnies aériennes ont moins de vols que United Airlines (UA) ?

Il est difficile (voire impossible) de répondre précisément à ces questions avec le diagramme circulaire de la figure 49, alors qu'il est très simple d'obtenir des réponses précises avec un diagramme bâtons tel que présenté à la figure 48 (vérifiez-le !).

4.8.5 Comparer 2 variables catégorielles avec un diagramme bâton

Il y a généralement 3 façons de procéder pour comparer la distribution de 2 variables catégorielles avec un diagramme bâtons :

1. Faire un graphique empilé
2. Faire un graphique juxtaposé
3. Utiliser les facets

Supposons par exemple que nous devions visualiser le nombre de vol de chaque compagnie aérienne, au départ de chacun des 3 aéroports de New York : John F. Kennedy (JFK), Newark (EWR) et La Guardia (LGA).

4.8.5.1 Graphique empilé

La méthode la plus simple est celle du graphique empilé :

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar()
```

Notez qu'il s'agit du même code que celui utilisé pour la figure 46, à une différence près : l'ajout de `fill = origin` dans la fonction `aes()`, qui permet d'associer l'aéroport d'origine à la couleur de remplissage des barres. `fill` est associé à une variable (ici, elle est catégorielle), il est donc indispensable de faire figurer cet argument à l'intérieur de la fonction `aes()`. Quand on associe une variable à une caractéristique esthétique du graphique, on fait toujours figurer le code à l'intérieur de la fonction `aes()` (comme quand on associe une variable aux axes du graphique par exemple).

À mon sens, le graphique peut gagner en lisibilité si on ajoute une couleur pour le contour des barres :

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black")
```

Notez que contrairement à `fill`, cette couleur de countour est un paramètre fixe : elle n'est pas associée à une variable et doit donc être placée en dehors de la fonction `aes()`.

Bien que ces graphiques empilés soient très simples à réaliser, ils sont parfois difficiles à lire. En particulier, il n'est pas toujours aisés de comparer les hauteurs des différentes couleurs (qui correspondent ici aux nombres de vols issus de chaque aéroport) entre barres différentes (qui correspondent ici aux compagnies aériennes).

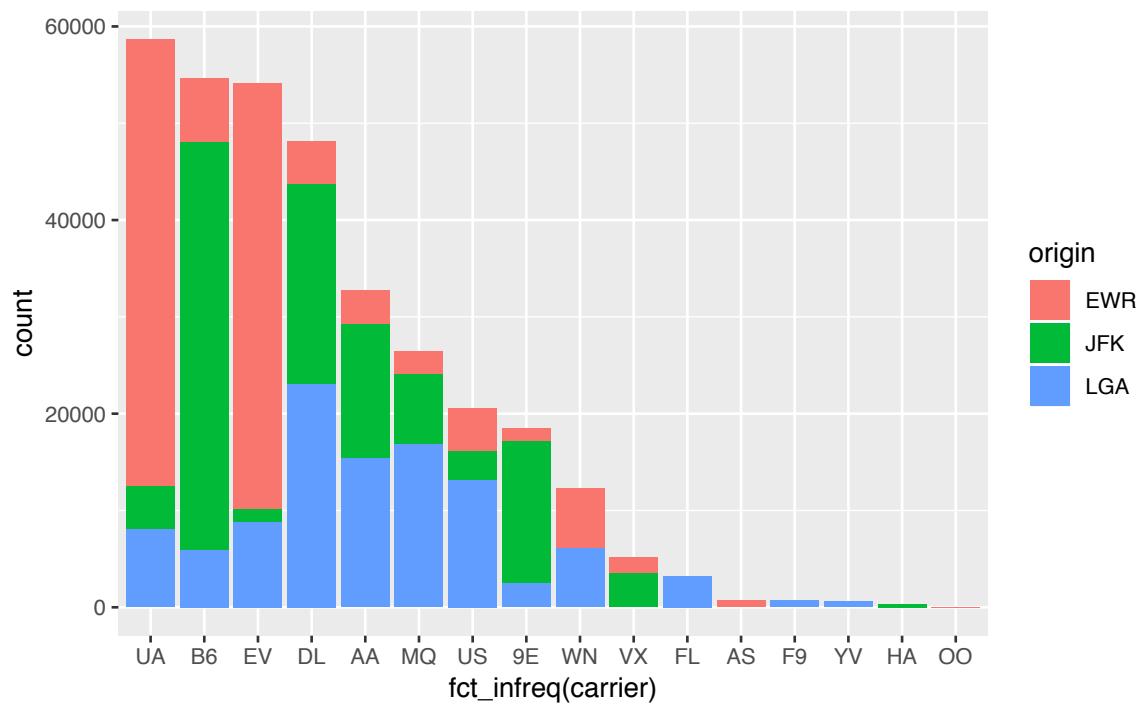


FIGURE 50 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

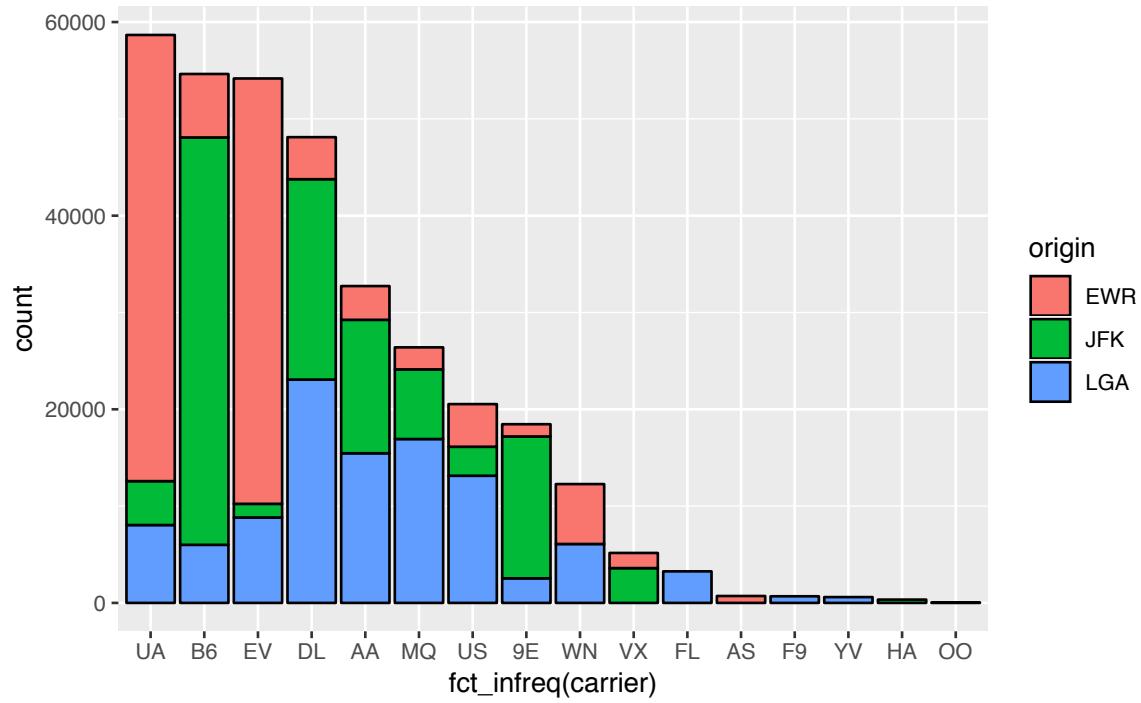


FIGURE 51 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

4.8.5.2 Graphique juxtaposé

Une variation sur le même thème consiste, non plus à empiler les barres de couleur les unes sur les autres, mais à les juxtaposer :

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black", position = "dodge")
```

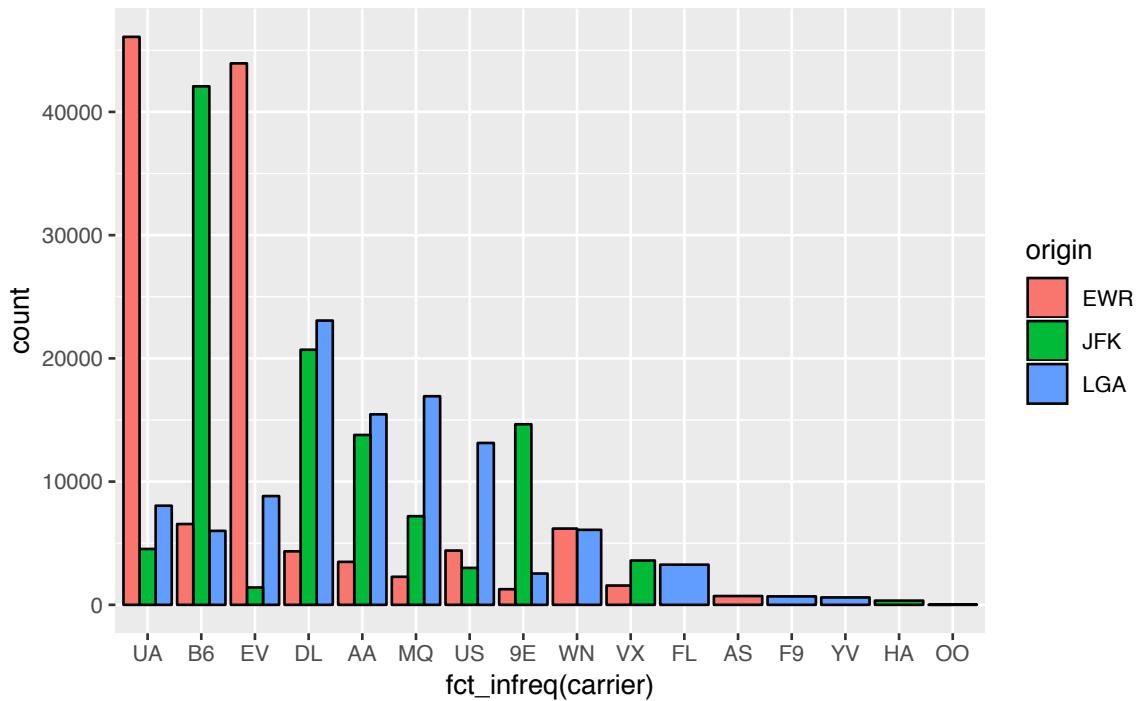


FIGURE 52 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

Passer d'un graphique empilé à un graphique juxtaposé est donc très simple : il suffit d'ajouter l'argument `position = "dodge"` à la fonction `geom_bar()`.

Là encore, la lecture de ces graphiques est souvent difficile car la comparaison des catégories qui figurent sur l'axe des x n'est pas immédiate. Elle est en outre rendue plus difficile par le fait que toutes les barres n'ont pas la même largeur. Par exemple, sur la figure 52, les 8 premières compagnies aériennes desservent les 3 aéroports de New York, mais les 2 suivantes (WN et VX) n'en desservent que 2, et les autres compagnies, qu'un seul. Puisque sur un barplot, seule la hauteur des barres compte, il faut prendre garde à ne pas se laisser influencer par la largeur des barres qui pourrait fausser notre perception.

4.8.5.3 Utilisation des facets

La meilleure alternative est probablement l'utilisation de facets que nous avons déjà décrite à la section 4.6 :

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1)
```

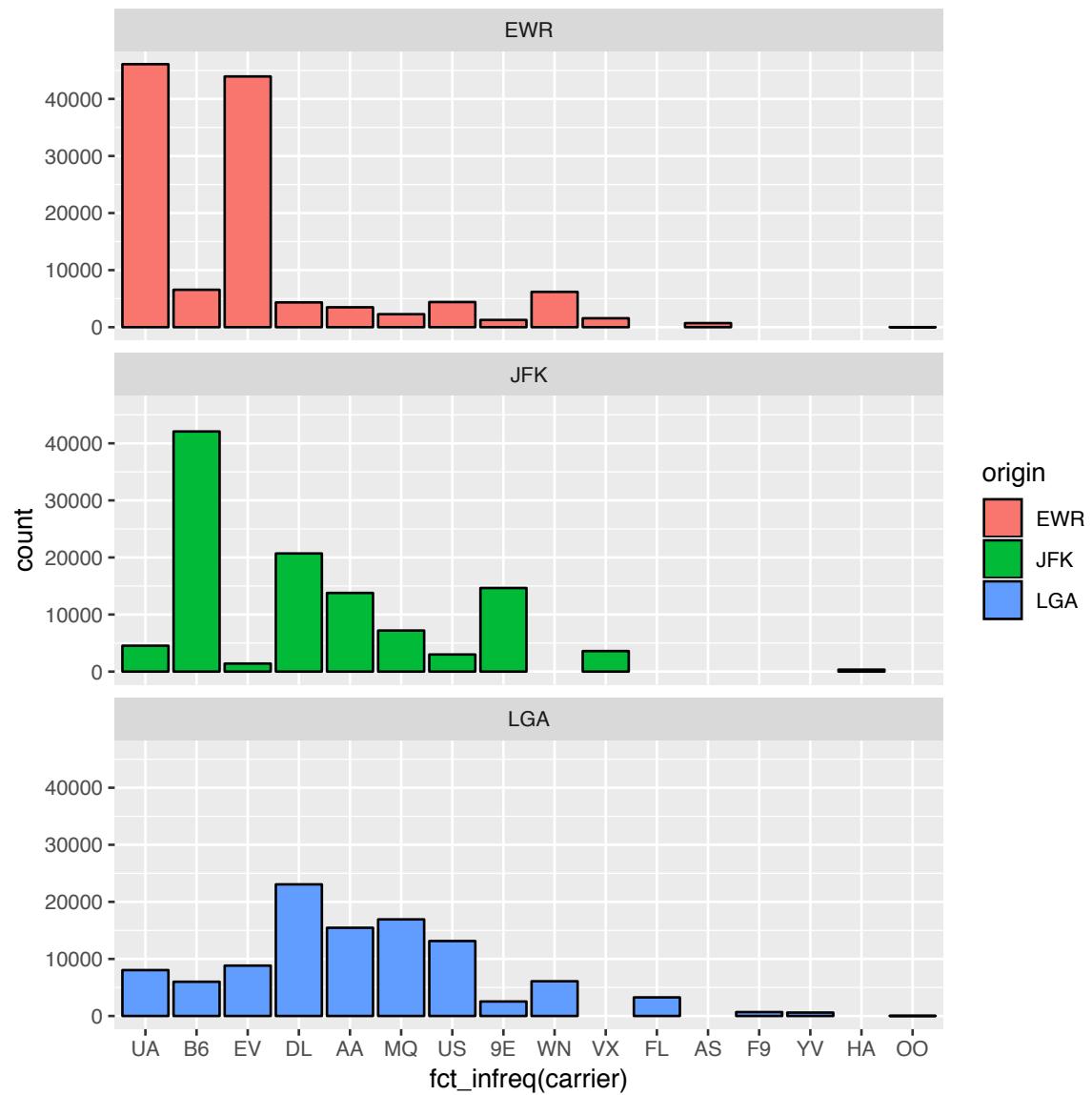


FIGURE 53 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

Ici, chaque graphique permet de comparer les compagnies aériennes au sein de l'un des aéroports de New York, et puisque l'ordre des compagnies aériennes est le même sur l'axe des x des 3 graphiques, une lecture verticale permet de comparer aisément le nombre de vols qu'une compagnie donnée a affrété dans chacun des 3 aéroports de New York.

4.9 De l'exploration à l'exposition

Vous savez maintenant comment produire une grande variété de graphiques, permettant d'explorer vos données, de visualiser le comportement d'une ou plusieurs variables, et de mettre en évidence des tendances, des relations entre variables numérique et/ou catégorielles. Afin de rendre vos graphiques plus présentables dans un rapport, il ne vous reste plus qu'à vous familiariser avec quelques fonctions permettant d'annoter correctement vos graphiques et d'en modifier les légendes si nécessaire.

4.9.1 Les labels

Le point de départ le plus évident est d'ajouter des labels de qualité. La fonction `labs()` du package `ggplot2` permet d'ajouter plusieurs types de labels sur vos graphiques :

- un titre : il doit résumer les résultats les plus importants
- un sous-titre : il permet de donner quelques détails supplémentaires
- une légende : souvent utilisée pour présenter la source des données du graphique
- un titre pour chaque axe : permet de préciser les variables portées par les axes et leurs unités
- un titre pour les légendes de couleurs, de forme, de taille, etc

Reprendons par exemple le graphique de la figure 11 :

```
ggplot(alaska_flights, aes(x = dep_delay, y = arr_delay, color = factor(month))) +  
  geom_point()
```

Nous pouvons ajouter sur ce graphique les éléments précisés plus haut en ajoutant la fonction `labs()` sur une nouvelle couche du graphique :

```
ggplot(alaska_flights, aes(x = dep_delay, y = arr_delay, color = factor(month))) +  
  geom_point() +  
  labs(title = "Relation linéaire positive entre le retard des vols au départ et à l'arrivée",  
       subtitle = "L'essentiel des points est centré sur 0, mais certains retards dépassent 3 heures",  
       caption = "Source : nycflights13",  
       x = "Retard au départ de New York (minutes)",  
       y = "Retard à l'arrivée à destination (minutes)",  
       color = "Mois")
```

À partir de maintenant, vous devriez systématiquement légendrer les axes de vos graphiques en n'oubliant pas de préciser les unités, pour tous les graphiques que vous intégrez dans vos rapports, compte-rendus, mémoires, etc.

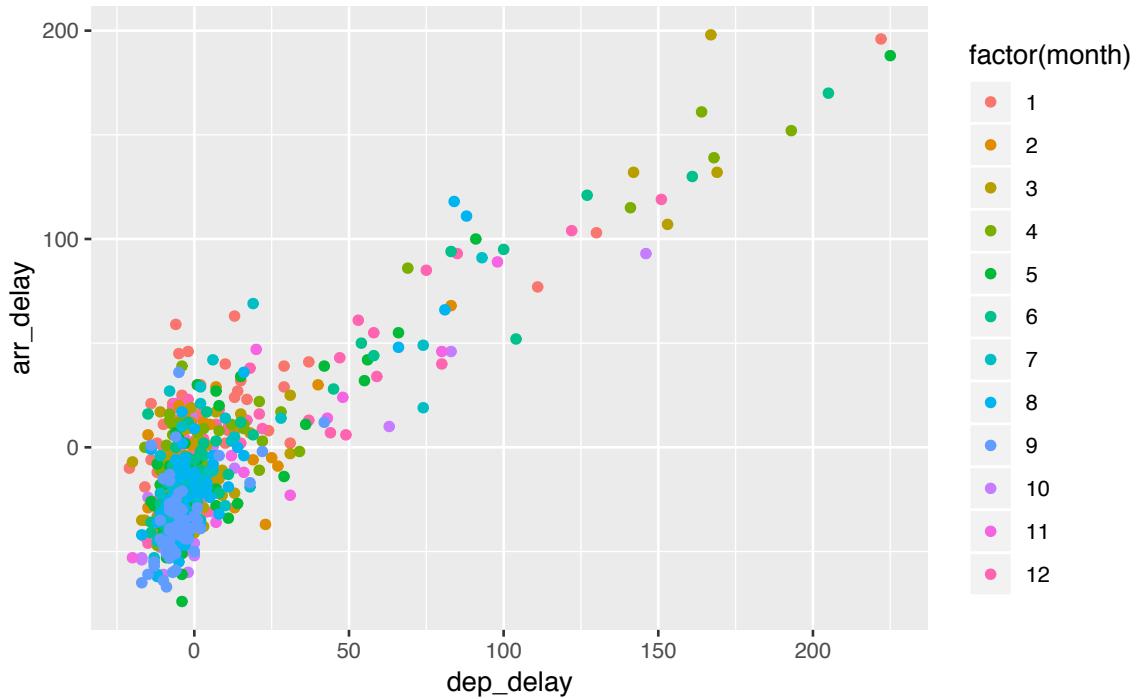
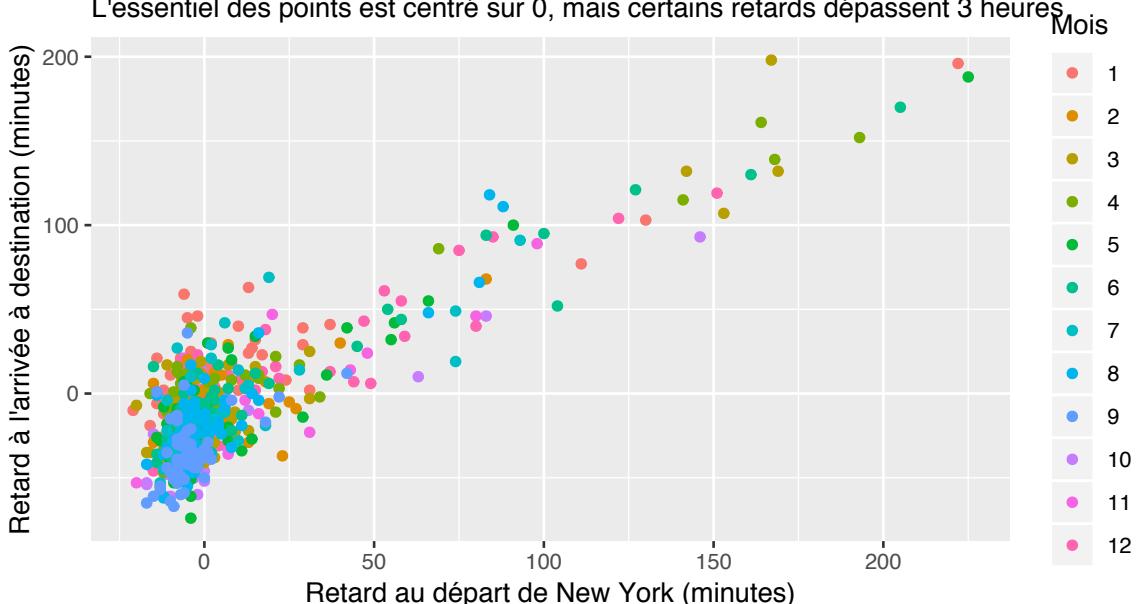


FIGURE 54 – Association de ‘color’ à une variable catégorielle

Relation linéaire positive entre le retard des vols au départ et à l'arrivée
L'essentiel des points est centré sur 0, mais certains retards dépassent 3 heures



Source : nycflights13

FIGURE 55 – Exemple d'utilisation de ‘labs()’

4.9.2 Les échelles

Tous les aspects des graphiques que vous produisez peuvent être édités. C'est notamment le cas des échelles. Qu'il s'agisse de modifier l'étendue des axes, la densité du quadrillage, la position des tirets sur les axes, le nom des catégories figurant sur les axes ou dans les légendes ou encore les couleurs utilisées pour différentes catégories d'objets géométriques, tout est possible dans `ggplot2`.

Nous n'avons pas le temps ici d'aborder toutes ces questions en détail. Je vous encourage donc à consulter l'ouvrage en ligne intitulé *R for data science*, et en particulier son chapitre dédié aux échelles, si vous avez besoin d'apporter des modifications à vos graphiques et que vous ne trouvez pas comment faire dans cet ouvrage.

Je vais ici uniquement détailler la façon de procéder pour modifier les couleurs choisies par défaut par `ggplot2`. Reprenons par exemple la figure 53, en ajoutant au passage des titres corrects pour nos axes

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports\nde New York")
```

Notez que le caractère spécial `\n` permet de forcer un retour à la ligne. Ici, les 3 couleurs de remplissage (`fill`) utilisées pour différencier les 3 aéroports de New York ont été choisies par défaut par `ggplot2`. Il est possible de modifier ces couleurs de plusieurs façons :

- en utilisant d'autres palettes de couleurs prédéfinies
- en utilisant des couleurs choisies manuellement

Toutes les fonctions permettant d'altérer les légendes commencent par `scale_`. Vient ensuite le nom de l'esthétique que l'on souhaite modifier (ici `fill`) et enfin, le nom d'une fonction à appliquer. Les possibilités sont nombreuses et vous pouvez en avoir un aperçu en tapant le début du nom de la fonction et en parcourant la liste proposée par RStudio sous le curseur.

Par exemple, pour utiliser des niveaux de gris plutôt que les couleurs, il suffit d'ajouter une couche à notre graphique :

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports\nde New York") +
  scale_fill_grey()
```

Le package `RColorBrewer` propose une large gamme de palettes de couleurs :

`ggplot2` permet d'appliquer ces palettes très simplement :

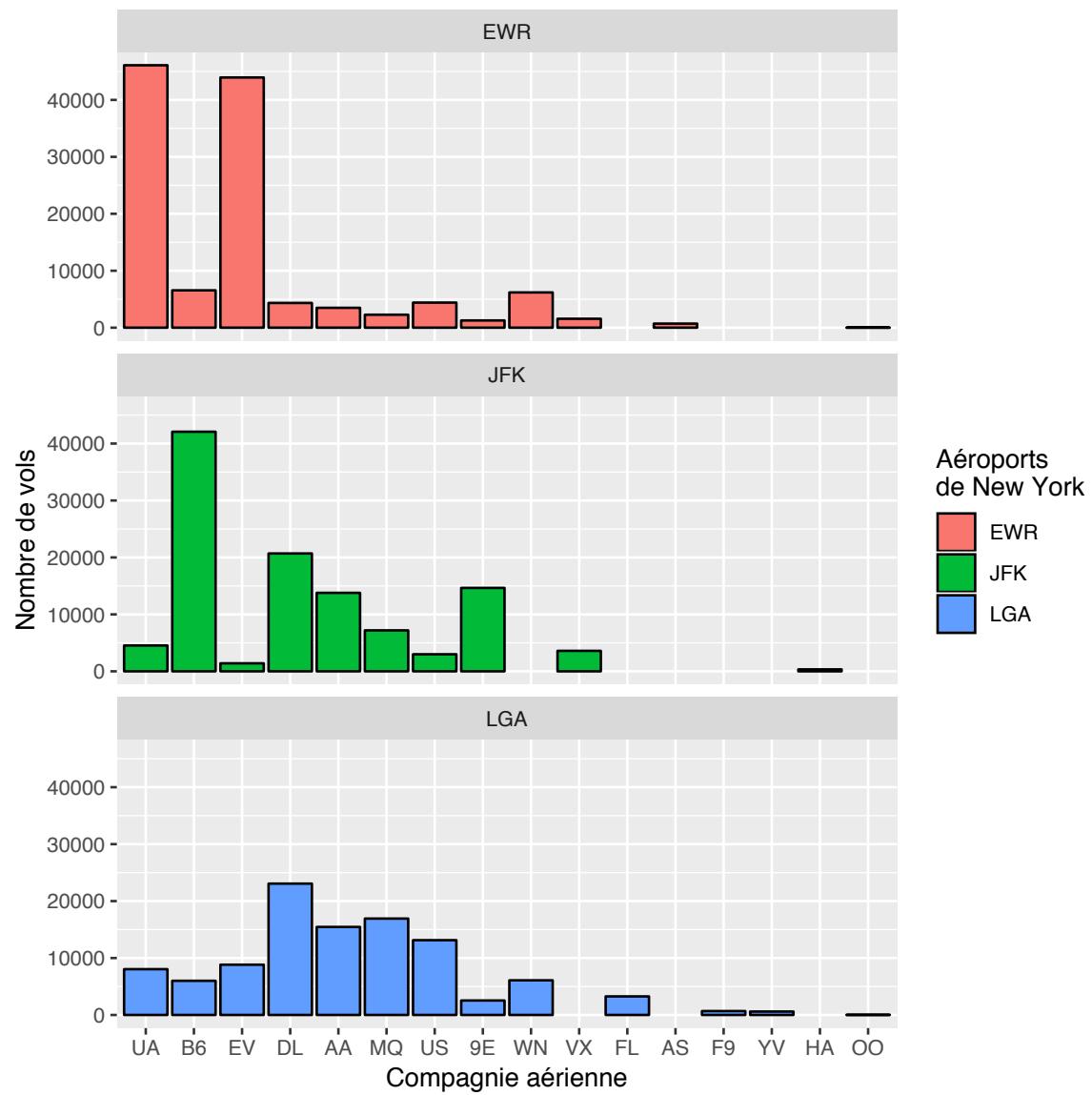


FIGURE 56 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

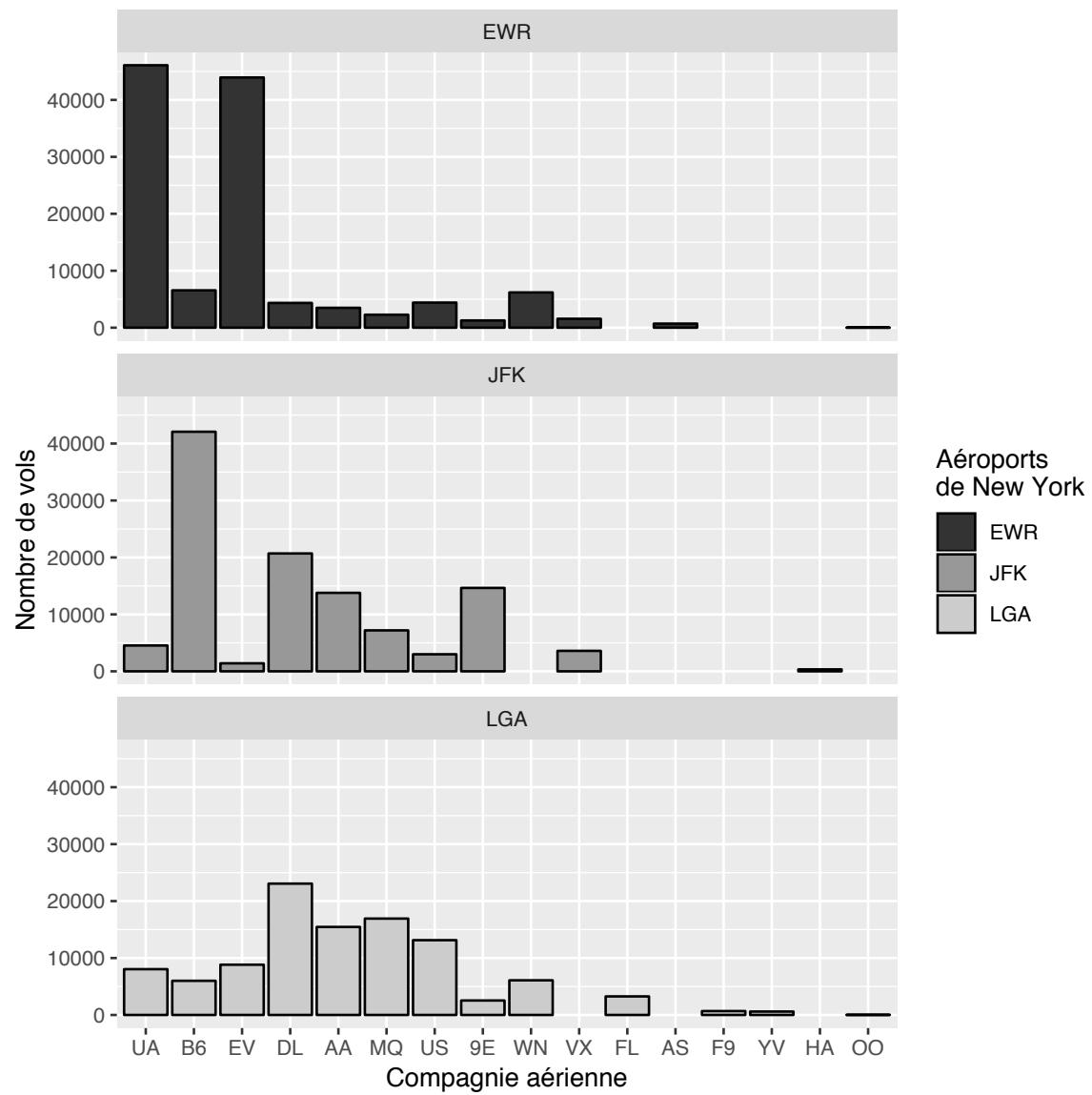


FIGURE 57 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

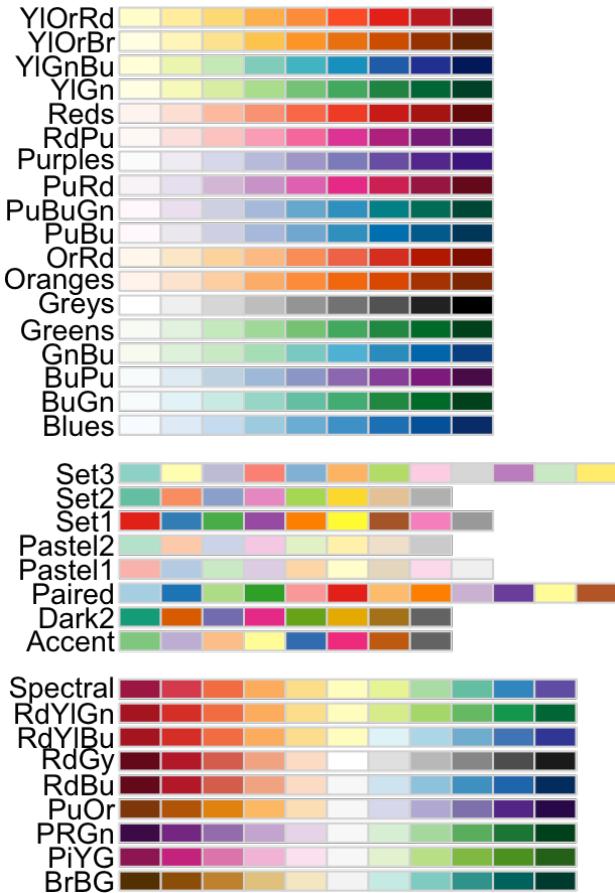


FIGURE 58 – Toutes les palettes de couleur du package ‘RColorBrewer’

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports\nde New York") +
  scale_fill_brewer(palette = "Accent")
```

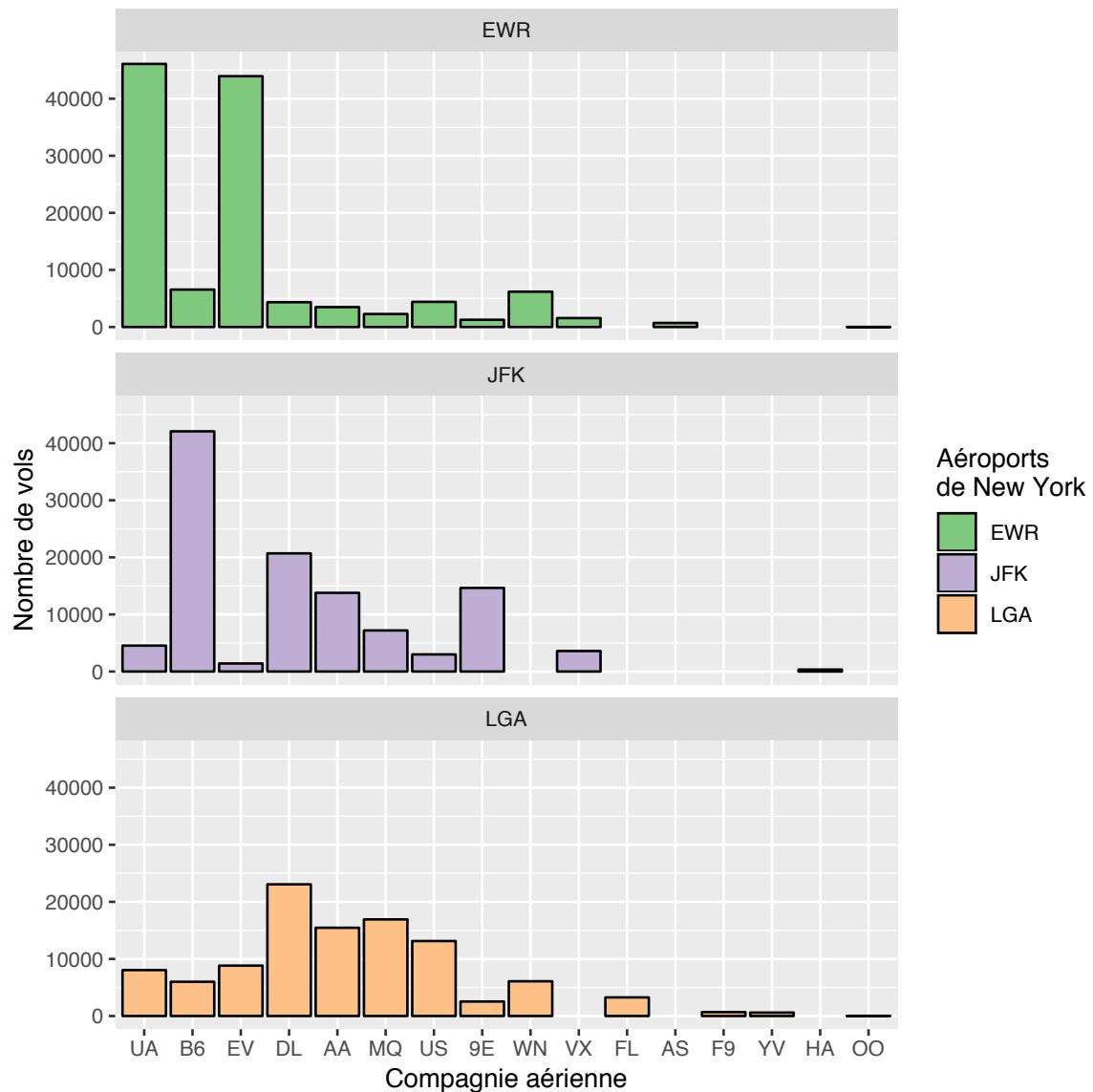


FIGURE 59 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

De même, le package `viridis` propose une palette de couleur intéressante qui maximise le contraste et facilite la discrimination des catégories pour les daltoniens. Là encore, `ggplot2` nous donne accès à cette palette :

```

ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports\nde New York") +
  scale_fill_viridis_d()

```

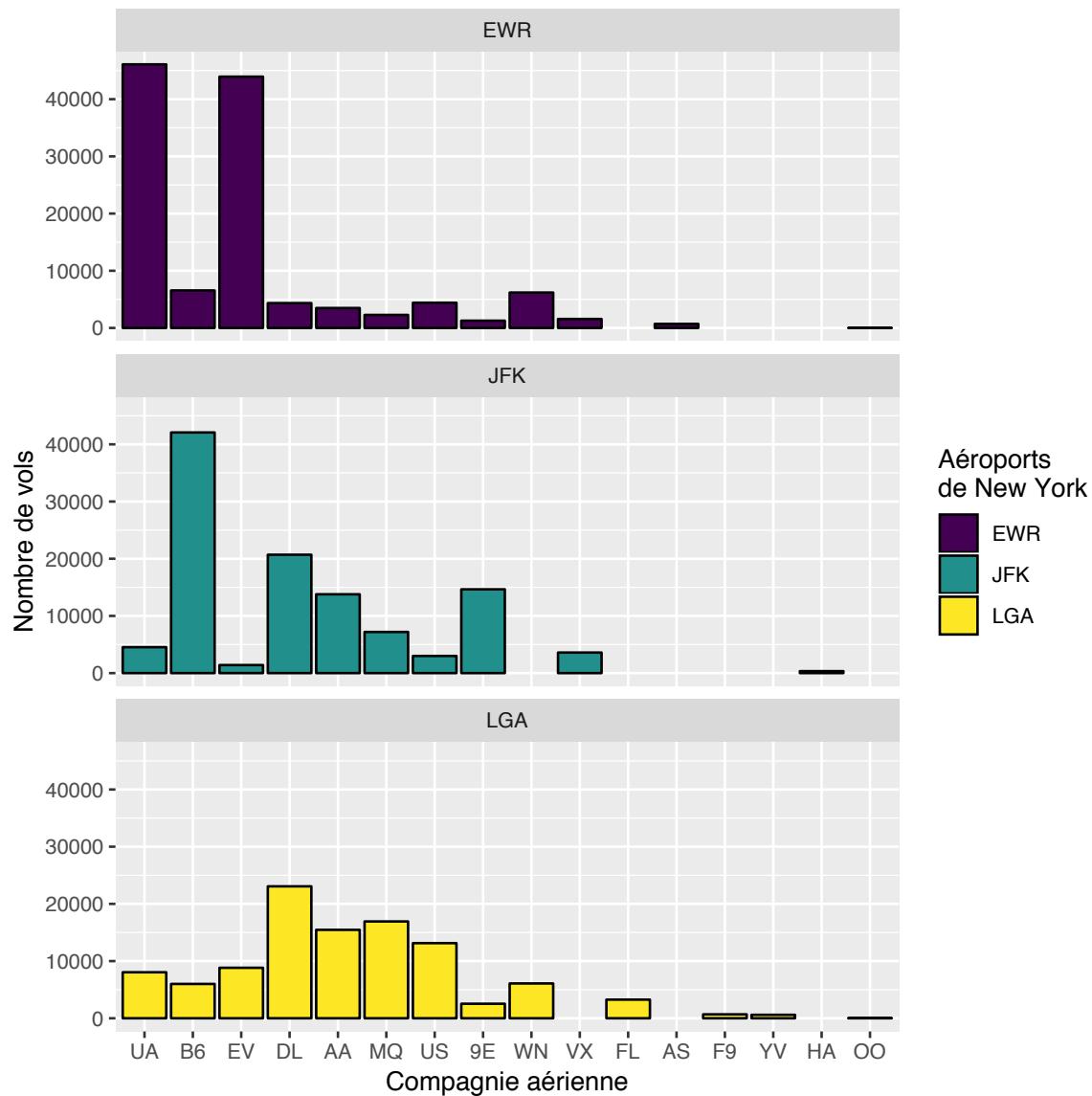


FIGURE 60 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

Enfin, si les palettes de couleur ne conviennent pas, il est toujours possible de spécifier manuellement les couleurs souhaitées. R propose un accès rapide à 657 noms de couleurs. Pour afficher leurs noms, il suffit de taper :

```
colors()
```

```
[1] "white"          "aliceblue"        "antiquewhite"
[4] "antiquewhite1" "antiquewhite2"  "antiquewhite3"
[7] "antiquewhite4" "aquamarine"      "aquamarine1"
[10] "aquamarine2"   "aquamarine3"    "aquamarine4"
[13] "azure"          "azure1"          "azure2"
[16] "azure3"          "azure4"          "beige"
[19] "bisque"          "bisque1"         "bisque2"
[22] "bisque3"         "bisque4"         "black"
[25] "blanchedalmond" "blue"            "blue1"
[28] "blue2"           "blue3"           "blue4"
[31] "blueviolet"      "brown"           "brown1"
[34] "brown2"          "brown3"          "brown4"
[37] "burlywood"       "burlywood1"     "burlywood2"
[40] "burlywood3"     "burlywood4"     "cadetblue"
[43] "cadetblue1"      "cadetblue2"     "cadetblue3"
[46] "cadetblue4"      "chartreuse"      "chartreuse1"
[49] "chartreuse2"     "chartreuse3"    "chartreuse4"
[52] "chocolate"       "chocolate1"     "chocolate2"
[55] "chocolate3"      "chocolate4"     "coral"
[58] "coral1"          "coral2"          "coral3"
[61] "coral4"          "cornflowerblue" "cornsilk"
[64] "cornsilk1"        "cornsilk2"        "cornsilk3"
[67] "cornsilk4"        "cyan"            "cyan1"
[70] "cyan2"           "cyan3"           "cyan4"
[73] "darkblue"         "darkcyan"        "darkgoldenrod"
[76] "darkgoldenrod1"   "darkgoldenrod2" "darkgoldenrod3"
[79] "darkgoldenrod4"   "darkgray"         "darkgreen"
[82] "darkgrey"         "darkkhaki"       "darkmagenta"
[85] "darkolivegreen"   "darkolivegreen1" "darkolivegreen2"
[88] "darkolivegreen3"  "darkolivegreen4" "darkorange"
[91] "darkorange1"      "darkorange2"     "darkorange3"
[94] "darkorange4"      "darkorchid"      "darkorchid1"
[97] "darkorchid2"      "darkorchid3"     "darkorchid4"
[100] "darkred"         "darksalmon"      "darkseagreen"
[103] "darkseagreen1"   "darkseagreen2"  "darkseagreen3"
[106] "darkseagreen4"   "darkslateblue"   "darkslategray"
[109] "darkslategray1"  "darkslategray2" "darkslategray3"
[112] "darkslategray4"  "darkslategrey"   "darkturquoise"
[115] "darkviolet"       "deeppink"        "deeppink1"
[118] "deeppink2"        "deeppink3"        "deeppink4"
[121] "deepskyblue"     "deepskyblue1"  "deepskyblue2"
```

[124] "deepskyblue3"	"deepskyblue4"	"dimgray"
[127] "dimgrey"	"dodgerblue"	"dodgerblue1"
[130] "dodgerblue2"	"dodgerblue3"	"dodgerblue4"
[133] "firebrick"	"firebrick1"	"firebrick2"
[136] "firebrick3"	"firebrick4"	"floralwhite"
[139] "forestgreen"	"gainsboro"	"ghostwhite"
[142] "gold"	"gold1"	"gold2"
[145] "gold3"	"gold4"	"goldenrod"
[148] "goldenrod1"	"goldenrod2"	"goldenrod3"
[151] "goldenrod4"	"gray"	"gray0"
[154] "gray1"	"gray2"	"gray3"
[157] "gray4"	"gray5"	"gray6"
[160] "gray7"	"gray8"	"gray9"
[163] "gray10"	"gray11"	"gray12"
[166] "gray13"	"gray14"	"gray15"
[169] "gray16"	"gray17"	"gray18"
[172] "gray19"	"gray20"	"gray21"
[175] "gray22"	"gray23"	"gray24"
[178] "gray25"	"gray26"	"gray27"
[181] "gray28"	"gray29"	"gray30"
[184] "gray31"	"gray32"	"gray33"
[187] "gray34"	"gray35"	"gray36"
[190] "gray37"	"gray38"	"gray39"
[193] "gray40"	"gray41"	"gray42"
[196] "gray43"	"gray44"	"gray45"
[199] "gray46"	"gray47"	"gray48"
[202] "gray49"	"gray50"	"gray51"
[205] "gray52"	"gray53"	"gray54"
[208] "gray55"	"gray56"	"gray57"
[211] "gray58"	"gray59"	"gray60"
[214] "gray61"	"gray62"	"gray63"
[217] "gray64"	"gray65"	"gray66"
[220] "gray67"	"gray68"	"gray69"
[223] "gray70"	"gray71"	"gray72"
[226] "gray73"	"gray74"	"gray75"
[229] "gray76"	"gray77"	"gray78"
[232] "gray79"	"gray80"	"gray81"
[235] "gray82"	"gray83"	"gray84"
[238] "gray85"	"gray86"	"gray87"
[241] "gray88"	"gray89"	"gray90"
[244] "gray91"	"gray92"	"gray93"
[247] "gray94"	"gray95"	"gray96"
[250] "gray97"	"gray98"	"gray99"

[253] "gray100"	"green"	"green1"
[256] "green2"	"green3"	"green4"
[259] "greenyellow"	"grey"	"grey0"
[262] "grey1"	"grey2"	"grey3"
[265] "grey4"	"grey5"	"grey6"
[268] "grey7"	"grey8"	"grey9"
[271] "grey10"	"grey11"	"grey12"
[274] "grey13"	"grey14"	"grey15"
[277] "grey16"	"grey17"	"grey18"
[280] "grey19"	"grey20"	"grey21"
[283] "grey22"	"grey23"	"grey24"
[286] "grey25"	"grey26"	"grey27"
[289] "grey28"	"grey29"	"grey30"
[292] "grey31"	"grey32"	"grey33"
[295] "grey34"	"grey35"	"grey36"
[298] "grey37"	"grey38"	"grey39"
[301] "grey40"	"grey41"	"grey42"
[304] "grey43"	"grey44"	"grey45"
[307] "grey46"	"grey47"	"grey48"
[310] "grey49"	"grey50"	"grey51"
[313] "grey52"	"grey53"	"grey54"
[316] "grey55"	"grey56"	"grey57"
[319] "grey58"	"grey59"	"grey60"
[322] "grey61"	"grey62"	"grey63"
[325] "grey64"	"grey65"	"grey66"
[328] "grey67"	"grey68"	"grey69"
[331] "grey70"	"grey71"	"grey72"
[334] "grey73"	"grey74"	"grey75"
[337] "grey76"	"grey77"	"grey78"
[340] "grey79"	"grey80"	"grey81"
[343] "grey82"	"grey83"	"grey84"
[346] "grey85"	"grey86"	"grey87"
[349] "grey88"	"grey89"	"grey90"
[352] "grey91"	"grey92"	"grey93"
[355] "grey94"	"grey95"	"grey96"
[358] "grey97"	"grey98"	"grey99"
[361] "grey100"	"honeydew"	"honeydew1"
[364] "honeydew2"	"honeydew3"	"honeydew4"
[367] "hotpink"	"hotpink1"	"hotpink2"
[370] "hotpink3"	"hotpink4"	"indianred"
[373] "indianred1"	"indianred2"	"indianred3"
[376] "indianred4"	"ivory"	"ivory1"
[379] "ivory2"	"ivory3"	"ivory4"

[382] "khaki"	"khaki1"	"khaki2"
[385] "khaki3"	"khaki4"	"lavender"
[388] "lavenderblush"	"lavenderblush1"	"lavenderblush2"
[391] "lavenderblush3"	"lavenderblush4"	"lawngreen"
[394] "lemonchiffon"	"lemonchiffon1"	"lemonchiffon2"
[397] "lemonchiffon3"	"lemonchiffon4"	"lightblue"
[400] "lightblue1"	"lightblue2"	"lightblue3"
[403] "lightblue4"	"lightcoral"	"lightcyan"
[406] "lightcyan1"	"lightcyan2"	"lightcyan3"
[409] "lightcyan4"	"lightgoldenrod"	"lightgoldenrod1"
[412] "lightgoldenrod2"	"lightgoldenrod3"	"lightgoldenrod4"
[415] "lightgoldenrodyellow"	"lightgray"	"lightgreen"
[418] "lightgrey"	"lightpink"	"lightpink1"
[421] "lightpink2"	"lightpink3"	"lightpink4"
[424] "lightsalmon"	"lightsalmon1"	"lightsalmon2"
[427] "lightsalmon3"	"lightsalmon4"	"lightseagreen"
[430] "lightskyblue"	"lightskyblue1"	"lightskyblue2"
[433] "lightskyblue3"	"lightskyblue4"	"lightslateblue"
[436] "lightslategray"	"lightslategrey"	"lightsteelblue"
[439] "lightsteelblue1"	"lightsteelblue2"	"lightsteelblue3"
[442] "lightsteelblue4"	"lightyellow"	"lightyellow1"
[445] "lightyellow2"	"lightyellow3"	"lightyellow4"
[448] "limegreen"	"linen"	"magenta"
[451] "magenta1"	"magenta2"	"magenta3"
[454] "magenta4"	"maroon"	"maroon1"
[457] "maroon2"	"maroon3"	"maroon4"
[460] "mediumaquamarine"	"mediumblue"	"mediumorchid"
[463] "mediumorchid1"	"mediumorchid2"	"mediumorchid3"
[466] "mediumorchid4"	"mediumpurple"	"mediumpurple1"
[469] "mediumpurple2"	"mediumpurple3"	"mediumpurple4"
[472] "mediumseagreen"	"mediumslateblue"	"mediumspringgreen"
[475] "mediumturquoise"	"mediumvioletred"	"midnightblue"
[478] "mintcream"	"mistyrose"	"mistyrose1"
[481] "mistyrose2"	"mistyrose3"	"mistyrose4"
[484] "moccasin"	"navajowhite"	"navajowhite1"
[487] "navajowhite2"	"navajowhite3"	"navajowhite4"
[490] "navy"	"navyblue"	"oldlace"
[493] "olivedrab"	"olivedrab1"	"olivedrab2"
[496] "olivedrab3"	"olivedrab4"	"orange"
[499] "orange1"	"orange2"	"orange3"
[502] "orange4"	"orangered"	"orangered1"
[505] "orangered2"	"orangered3"	"orangered4"
[508] "orchid"	"orchid1"	"orchid2"

[511] "orchid3"	"orchid4"	"palegoldenrod"
[514] "palegreen"	"palegreen1"	"palegreen2"
[517] "palegreen3"	"palegreen4"	"paleturquoise"
[520] "paleturquoise1"	"paleturquoise2"	"paleturquoise3"
[523] "paleturquoise4"	"palevioletred"	"palevioletred1"
[526] "palevioletred2"	"palevioletred3"	"palevioletred4"
[529] "papayawhip"	"peachpuff"	"peachpuff1"
[532] "peachpuff2"	"peachpuff3"	"peachpuff4"
[535] "peru"	"pink"	"pink1"
[538] "pink2"	"pink3"	"pink4"
[541] "plum"	"plum1"	"plum2"
[544] "plum3"	"plum4"	"powderblue"
[547] "purple"	"purple1"	"purple2"
[550] "purple3"	"purple4"	"red"
[553] "red1"	"red2"	"red3"
[556] "red4"	"rosybrown"	"rosybrown1"
[559] "rosybrown2"	"rosybrown3"	"rosybrown4"
[562] "royalblue"	"royalblue1"	"royalblue2"
[565] "royalblue3"	"royalblue4"	"saddlebrown"
[568] "salmon"	"salmon1"	"salmon2"
[571] "salmon3"	"salmon4"	"sandybrown"
[574] "seagreen"	"seagreen1"	"seagreen2"
[577] "seagreen3"	"seagreen4"	"seashell"
[580] "seashell1"	"seashell2"	"seashell3"
[583] "seashell4"	"sienna"	"sienna1"
[586] "sienna2"	"sienna3"	"sienna4"
[589] "skyblue"	"skyblue1"	"skyblue2"
[592] "skyblue3"	"skyblue4"	"slateblue"
[595] "slateblue1"	"slateblue2"	"slateblue3"
[598] "slateblue4"	"slategray"	"slategray1"
[601] "slategray2"	"slategray3"	"slategray4"
[604] "slategrey"	"snow"	"snow1"
[607] "snow2"	"snow3"	"snow4"
[610] "springgreen"	"springgreen1"	"springgreen2"
[613] "springgreen3"	"springgreen4"	"steelblue"
[616] "steelblue1"	"steelblue2"	"steelblue3"
[619] "steelblue4"	"tan"	"tan1"
[622] "tan2"	"tan3"	"tan4"
[625] "thistle"	"thistle1"	"thistle2"
[628] "thistle3"	"thistle4"	"tomato"
[631] "tomato1"	"tomato2"	"tomato3"
[634] "tomato4"	"turquoise"	"turquoise1"
[637] "turquoise2"	"turquoise3"	"turquoise4"

```
[640] "violet"           "violetred"        "violetred1"
[643] "violetred2"       "violetred3"        "violetred4"
[646] "wheat"            "wheat1"          "wheat2"
[649] "wheat3"           "wheat4"          "whitesmoke"
[652] "yellow"           "yellow1"         "yellow2"
[655] "yellow3"          "yellow4"         "yellowgreen"
```

Pour savoir à quelle couleur correspond chaque nom, le plus simple est probablement de consulter ce document pdf (n'hésitez pas à le sauvegarder si vous pensez en avoir besoin plus tard).

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports\nde New York") +
  scale_fill_manual(values = c("dodgerblue1", "mediumorchid2", "red2"))
```

Outre ces 657 couleurs qui disposent d'un nom spécifique, il est possible de spécifier les couleurs en utilisant des codes hexadécimaux et des codes rgb (red, green, blue). De nombreux sites permettent de choisir n'importe quelle couleur dans une palette qui en compte des millions et d'obtenir de tels code. Ce site permet de le faire très simplement :

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports\nde New York") +
  scale_fill_manual(values = c("#6f71f2", "#6ff299", "#f2b86f"))
```

Dernière chose concernant les couleurs : un choix de fonction `scale_XXX_XXX()` inapproprié est la cause d'erreur la plus fréquente ! Par exemple, si on reprend le code des figures 11 et 12 et que l'on modifie les palettes de couleurs, notez que les fonctions utilisées ne sont pas les mêmes :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay, color = factor(month))) +
  geom_point() +
  scale_color_viridis_d()

ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay, color = arr_time)) +
  geom_point() +
  scale_color_viridis_c()
```

Pour les 2 figures 63 et 64, j'utilise la palette de couleur viridis. Pour ces 2 graphiques, c'est la couleur des points qui change. Puisque cette couleur est spécifiée avec l'esthétique `color` et non plus `fill`, la fonction utilisée est `scale_color_XXX()` et non plus `scale_fill_XXX()`.

Enfin, pour la figure 63, c'est une variable catégorielle qui est associée à l'esthétique de couleur (`factor(month)`).

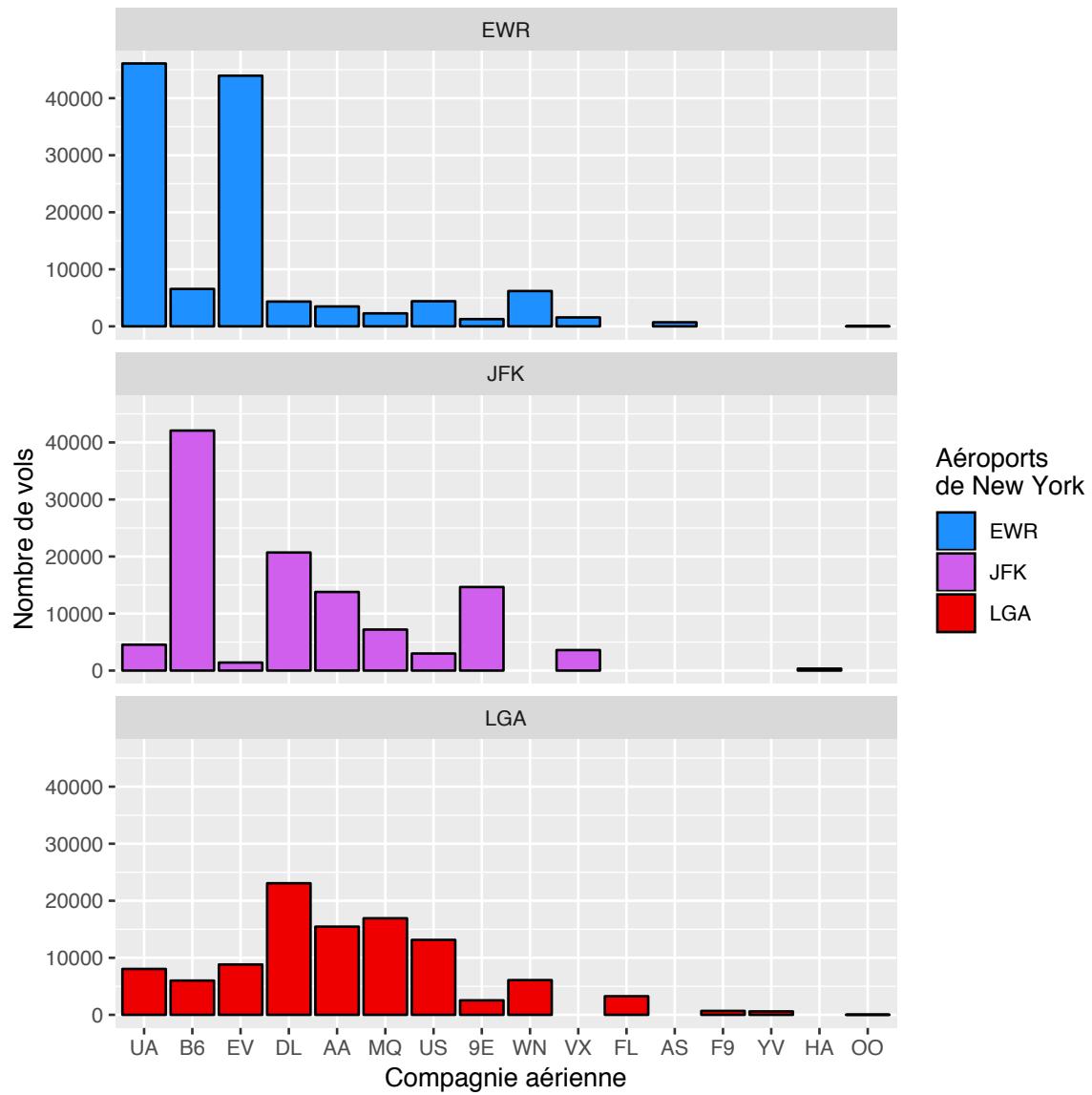


FIGURE 61 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

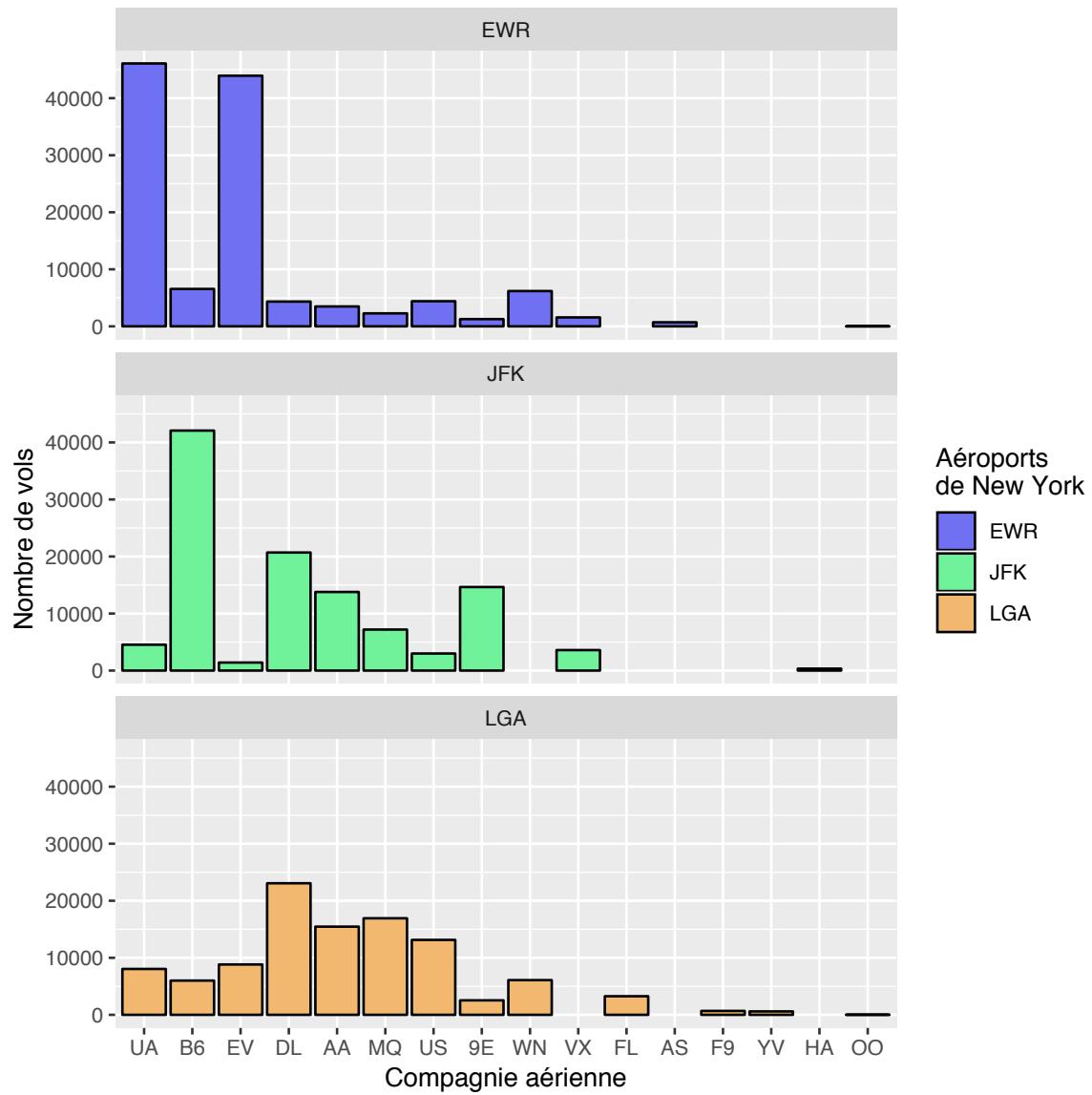


FIGURE 62 – Nombre de vols par compagnie aérienne au départ des 3 aéroports de New York en 2013.

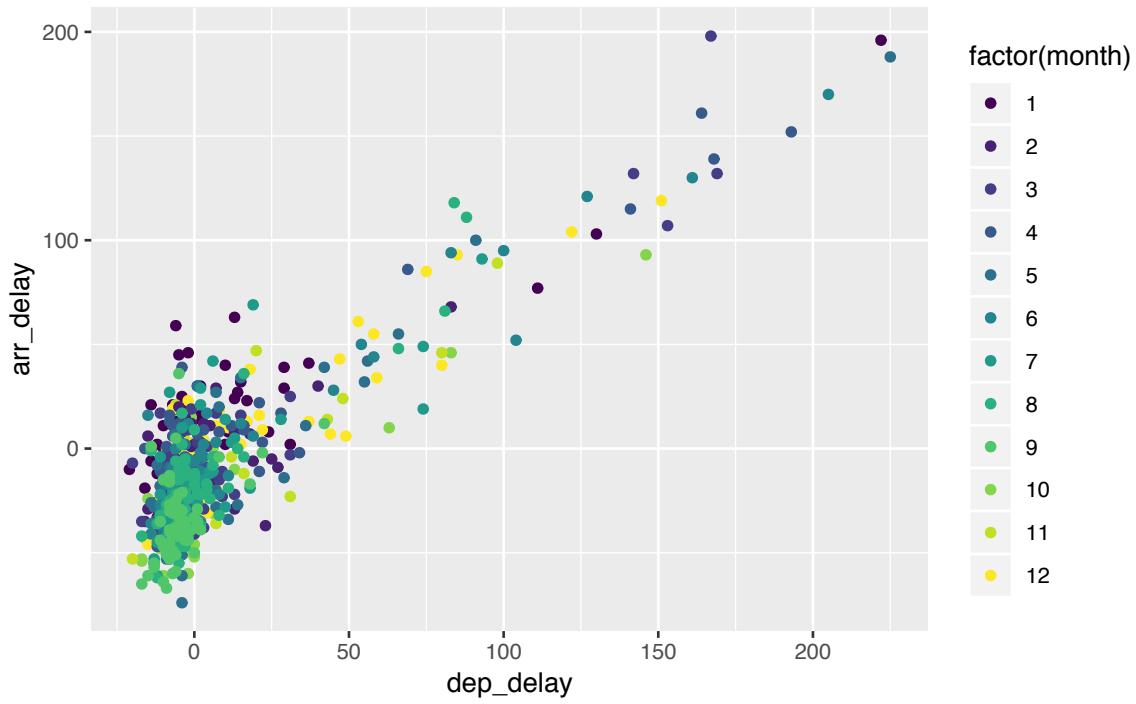


FIGURE 63 – Association de ‘color’ à une variable catégorielle

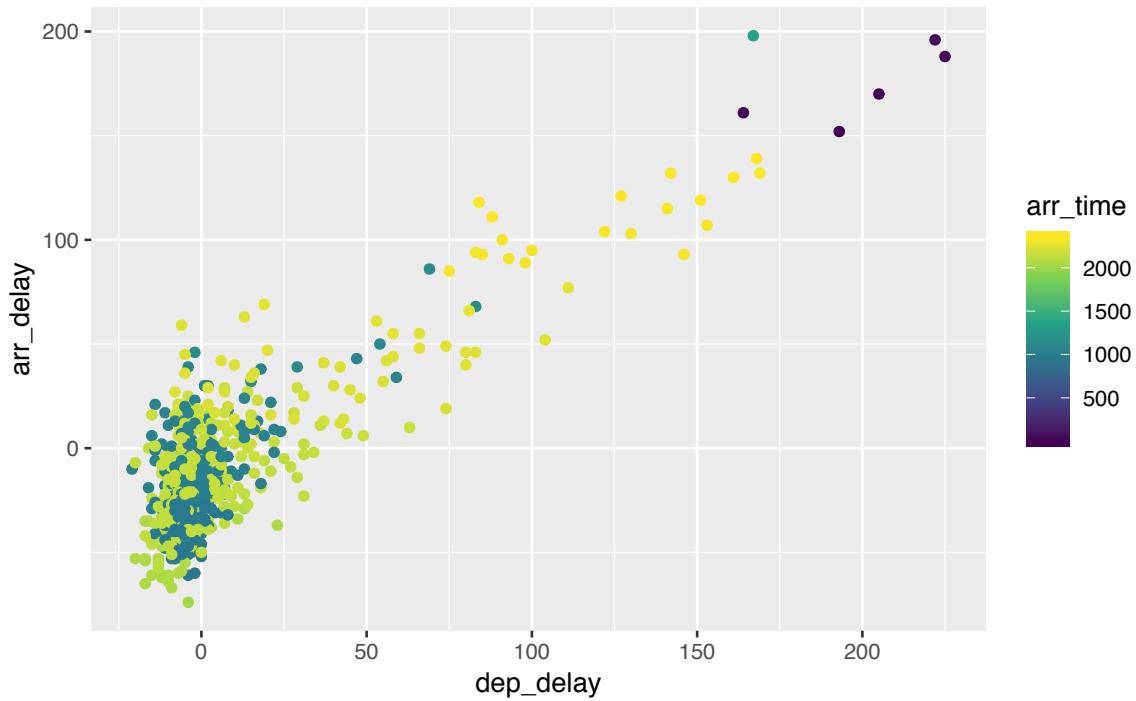


FIGURE 64 – Association de ‘color’ à une variable numérique

La fonction utilisée pour modifier les couleurs doit donc en tenir compte : le _d à la fin de `scale_color_viridis_d()` signifie “discrete”, c'est-à-dire “discontinue”. À l'inverse, pour le graphique 64, c'est une variable numérique continue qui est associée à l'esthétique de couleur (`arr_time`). La fonction utilisée pour modifier les couleurs en est le reflet : le _c à la fin de `scale_color_viridis_c()` est l'abréviation de “continuous”, c'est-à-dire “continue”.

Si vous ne voulez pas avoir de message d'erreur, attention donc, à choisir la fonction `scale_XXX_XXX()` appropriée. Pour cela, aidez-vous de l'aide que RStudio vous apporte en tapant les premières lettres de la fonction et en parcourant la liste des fonctions proposées dans le menu déroullant qui apparaît sous votre curseur.

4.9.3 Les thèmes

L'apparence de tout ce qui ne concerne pas directement les données d'un graphique est sous le contrôle d'un thème. Les thèmes contrôlent l'apparence générale du graphique : quelles polices et tailles de caractères sont utilisées, quel sera l'arrière plan du graphique, faut-il intégrer un quadrillage sous le graphique, et si oui, quelles doivent être ses caractéristiques ?

Il est possible de spécifier chaque élément manuellement. Nous nous contenterons ici de passer en revue quelques thèmes prédéfinis qui devraient couvrir la plupart de vos besoins.

Reprenons par exemple le code de la figure 59 et ajoutons un titre :

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports de\nNew York",
       title = "Couverture inégale des aéroports de New York par les compagnies aériennes") +
  scale_fill_brewer(palette = "Accent")
```

Le thème utilisé par défaut est `theme_gray()`. Il est notamment responsable de l'arrière plan gris et du quadrillage blanc. Pour changer de thème, il suffit d'ajouter une couche au graphique en donnant le nom du nouveau thème :

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports de\nNew York",
       title = "Couverture inégale des aéroports de New York par les compagnies aériennes") +
  scale_fill_brewer(palette = "Accent") +
  theme_bw()
```

Les thèmes complets que vous pouvez utiliser sont les suivants :

Couverture inégale des aéroports de New York par les compagnies aériennes

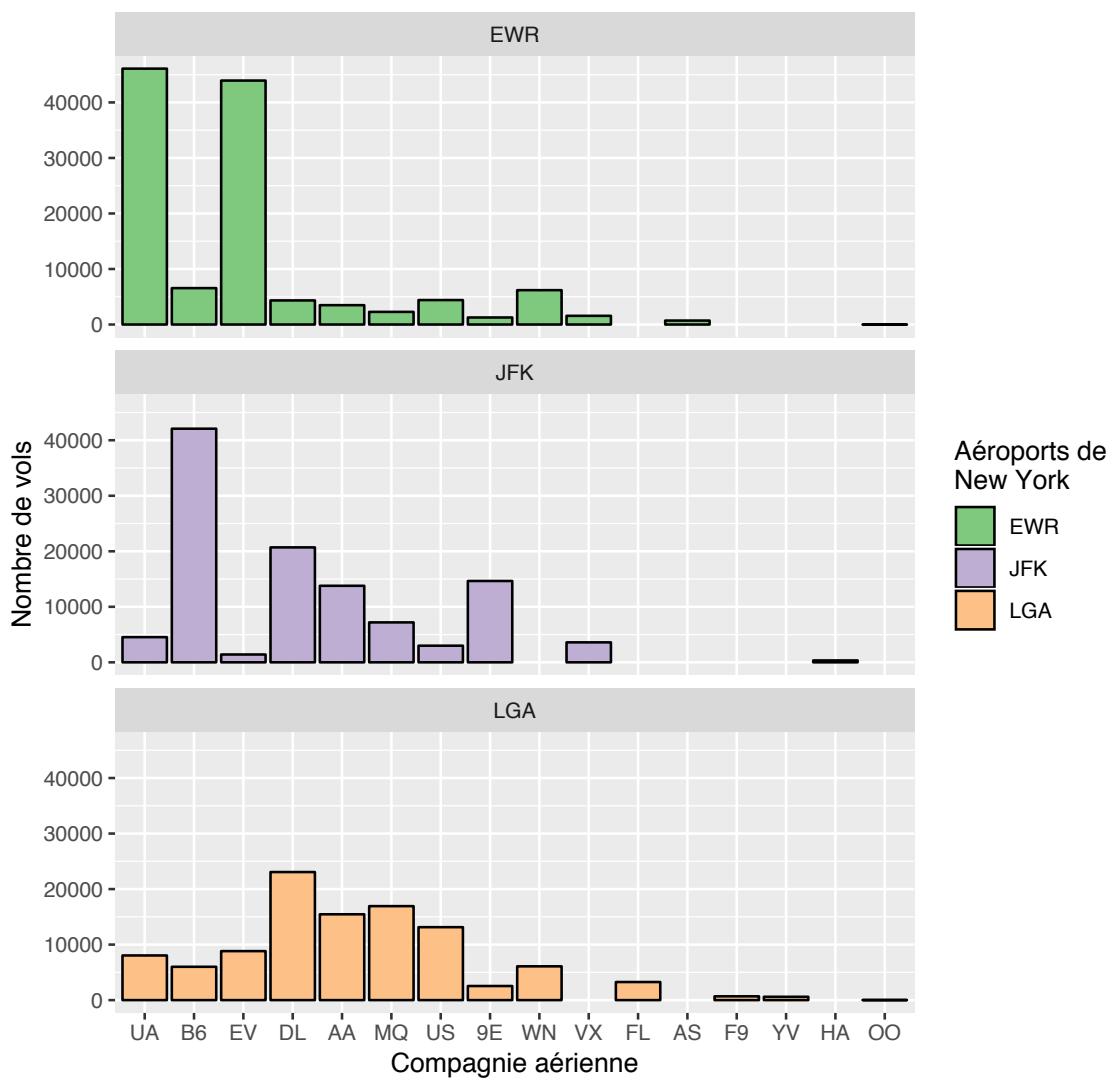


FIGURE 65 – (ref :gray)

Couverture inégale des aéroports de New York par les compagnies aériennes

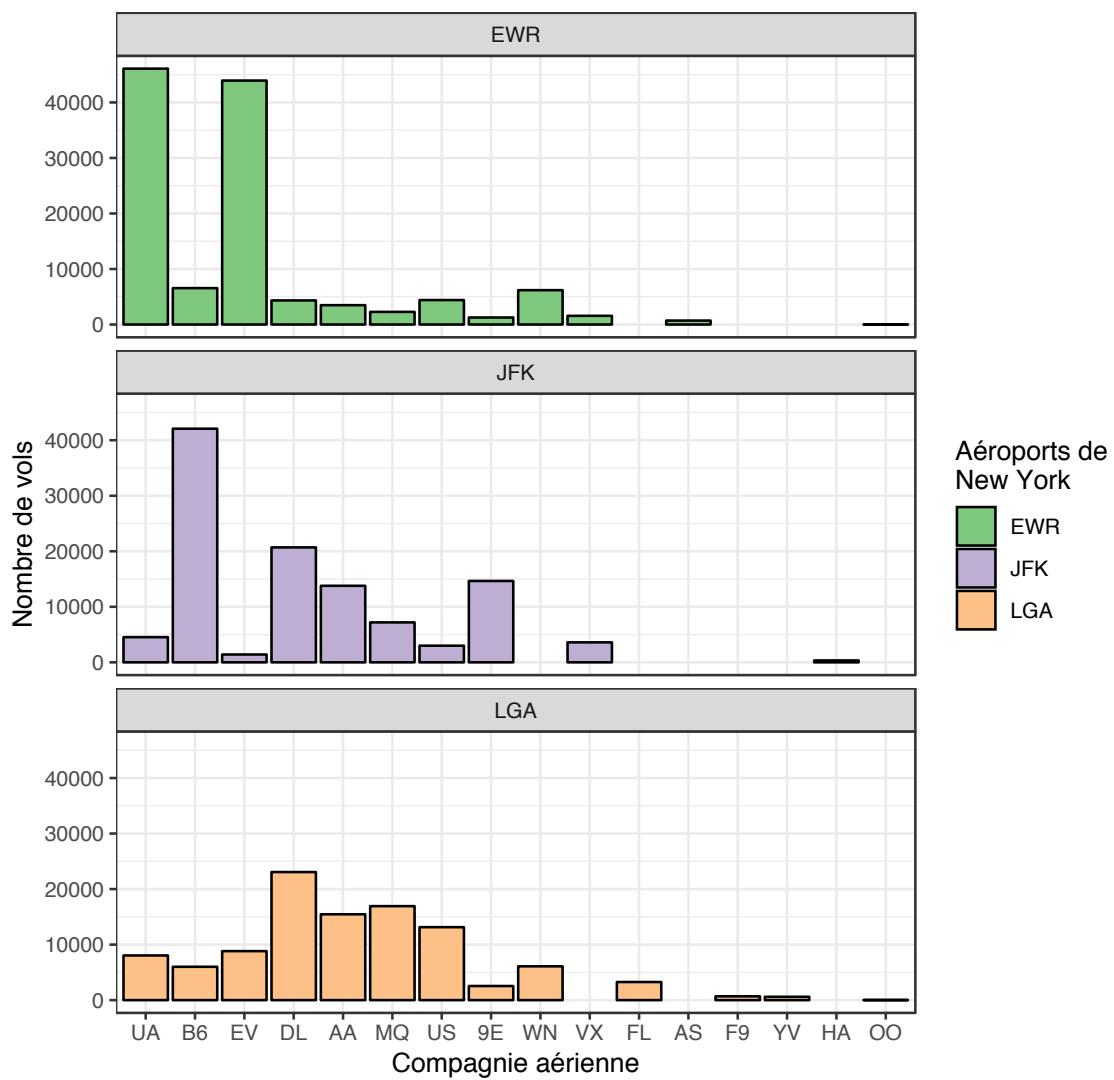


FIGURE 66 – Utilisation du thème theme_bw().

- theme_bw() : fond blanc et quadrillage.
- theme_classic() : thème classique, avec des axes mais pas de quadrillage
- theme_dark() : fond sombre pour augmenter le contraste
- theme_gray() : thème par défaut : fond gris et quadrillage blanc
- theme_light() : axes et quadrillages discrets
- theme_linedraw() : uniquement des lignes noires
- theme_minimal() : pas d'arrière plan, pas d'axes, quadrillage discret
- theme_void() : thème vide, seuls les objets géométriques restent visibles

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports de\nNew York",
       title = "Couverture inégale des aéroports de New York par les compagnies aériennes") +
  scale_fill_brewer(palette = "Accent") +
  theme_minimal()
```

L'argument `base_family` de chaque thème permet de spécifier une police de caractère différente de celle utilisée par défaut. Évidemment, vous ne pourrez utiliser que des polices qui sont disponibles sur l'ordinateur que vous utilisez. Dans l'exemple de la figure 68 ci-dessous, j'utilise la police “Futura LT Book”. Si cette police n'est pas disponible sur votre ordinateur, ce code produira une erreur. Si c'est le cas, remplacez-la par une police de votre ordinateur. Attention, son nom exact doit être utilisé. Cela signifie bien sûr le respect des espaces, majuscules, etc.

```
ggplot(flights, aes(x = fct_infreq(carrier), fill = origin)) +
  geom_bar(color = "black") +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Compagnie aérienne",
       y = "Nombre de vols",
       fill = "Aéroports de\nNew York",
       title = "Couverture inégale des aéroports de New York par les compagnies aériennes") +
  scale_fill_brewer(palette = "Accent") +
  theme_minimal(base_family = "Futura LT Book")
```

Le choix d'un thème et d'une police adaptés doivent vous permettre de faire des graphiques originaux et clairs. Rappelez-vous toujours que vos choix en matière de graphiques doivent avoir pour objectif principal de rendre les tendances plus faciles à décrypter pour un lecteur non familier de vos données. C'est un outil de communication au même titre que n'importe quel paragraphe d'un rapport ou compte-rendu. Et comme pour un paragraphe, la première version d'un graphique est rarement la bonne.

Vous devriez donc maintenant être bien armés pour produire 95% des graphiques dont vous aurez besoin tout au long de votre cursus universitaire. Toutefois, un point important a pour l'instant été omis : l'ajout de barres d'erreurs sur vos graphiques. Nous verrons comment faire cela un peu plus tard, après avoir appris à manipuler efficacement des tableaux de données avec les packages `tidyverse` et `dplyr`.

Couverture inégale des aéroports de New York par les compagnies aériennes

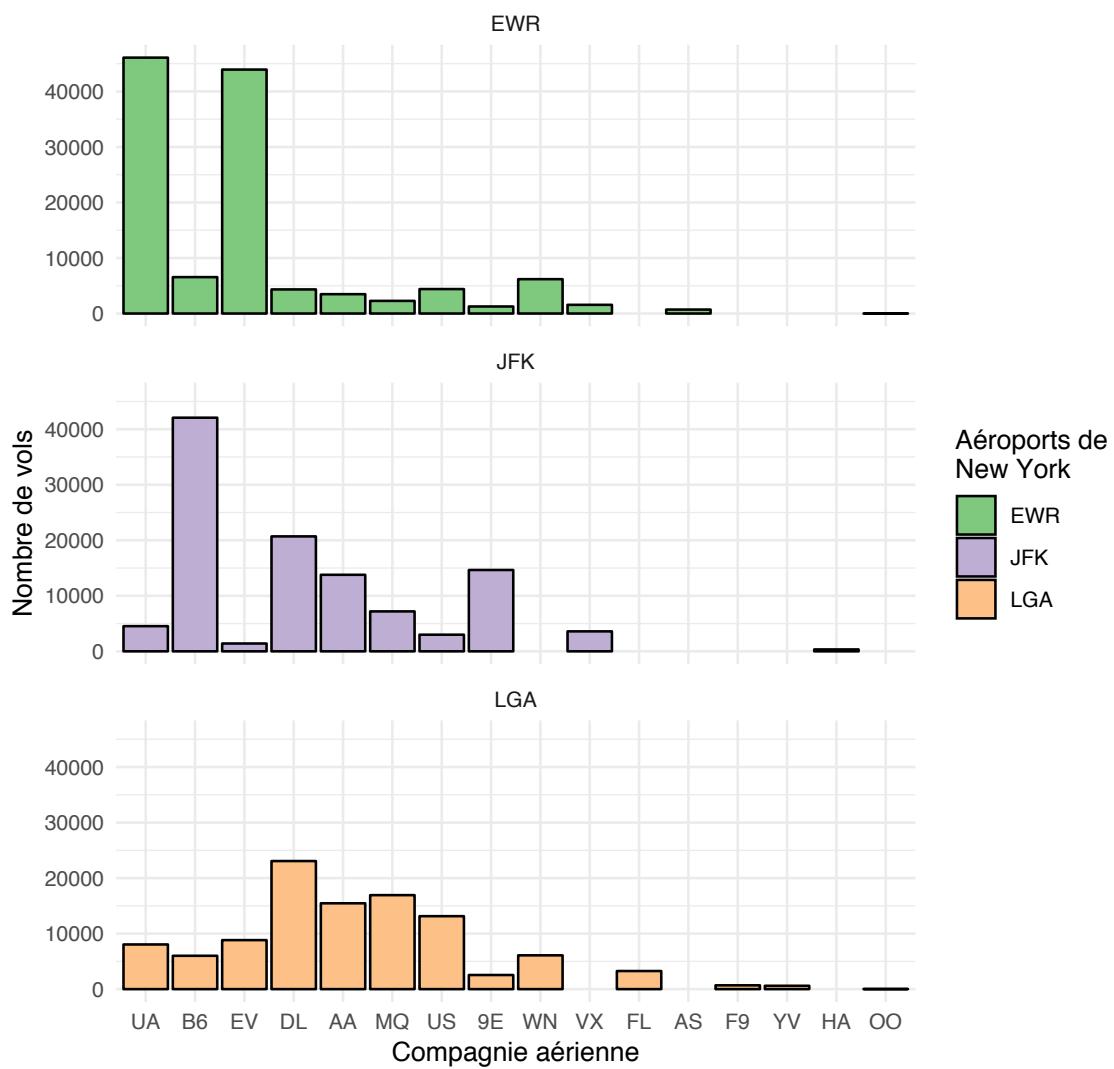


FIGURE 67 – Utilisation du thème minimaliste.

Couverture inégale des aéroports de New York par les compagnies

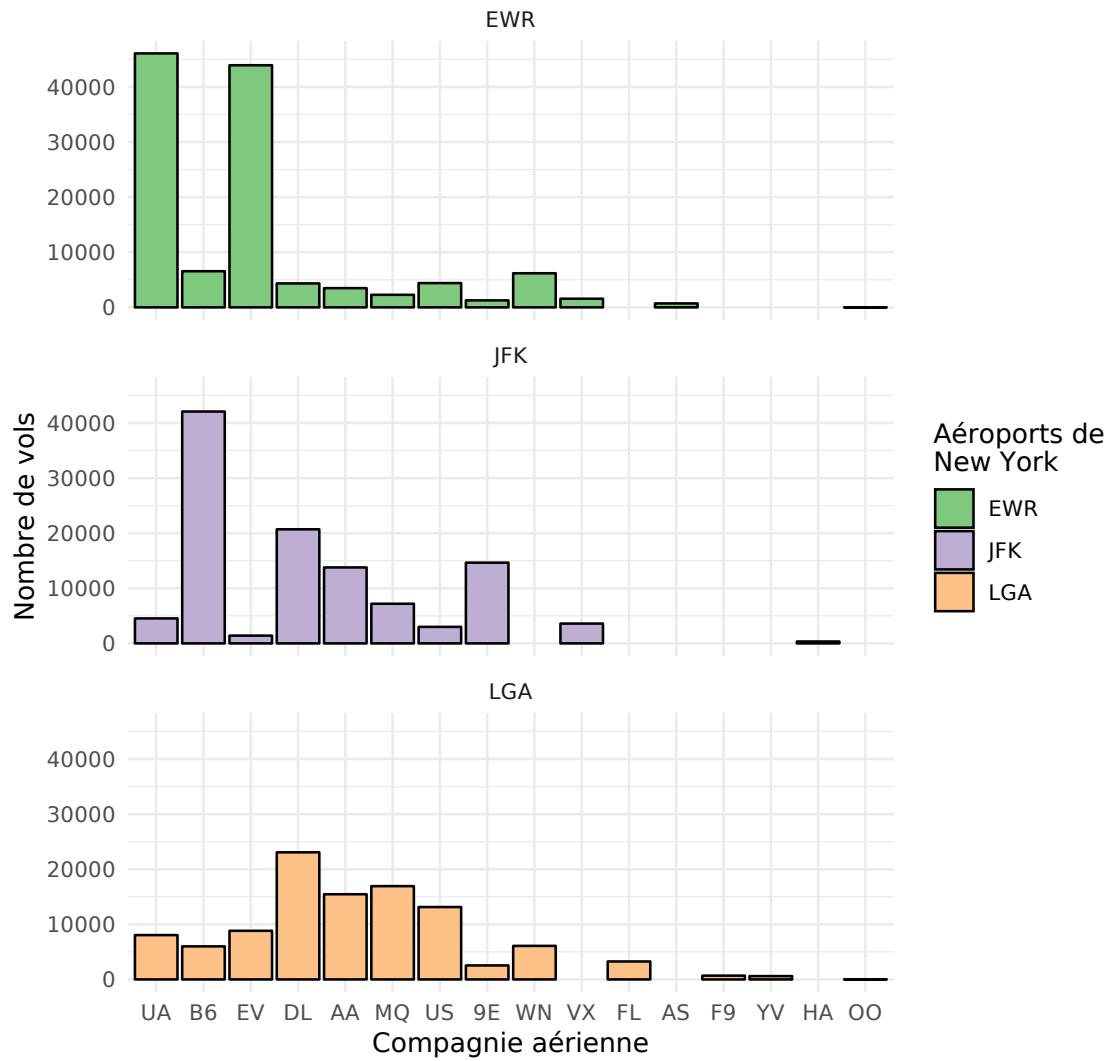


FIGURE 68 – Modification de la police de caractère.

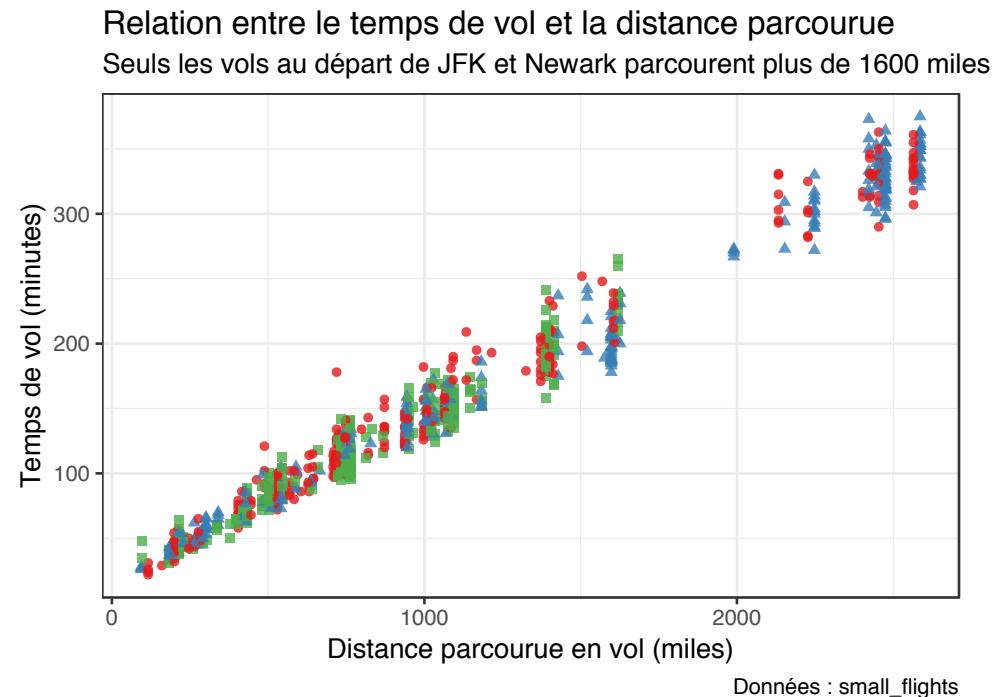
4.10 Exercices

Commencez par créer un nouveau jeu de données en exécutant ces commandes :

```
set.seed(1234)
small_flights <- flights %>%
  sample_n(1000) %>%
  filter(!is.na(arr_delay),
        distance < 3000)
```

Ce nouveau jeu de données de petite taille (972 lignes) est nommé `small_flights`. Il contient les mêmes variables que le tableau `flights` mais ne contient qu'une petite fraction de ses lignes. Les lignes retenues ont été choisies au hasard. Vous pouvez visualiser son contenu en tapant son nom dans la console ou en utilisant la fonction `View()`.

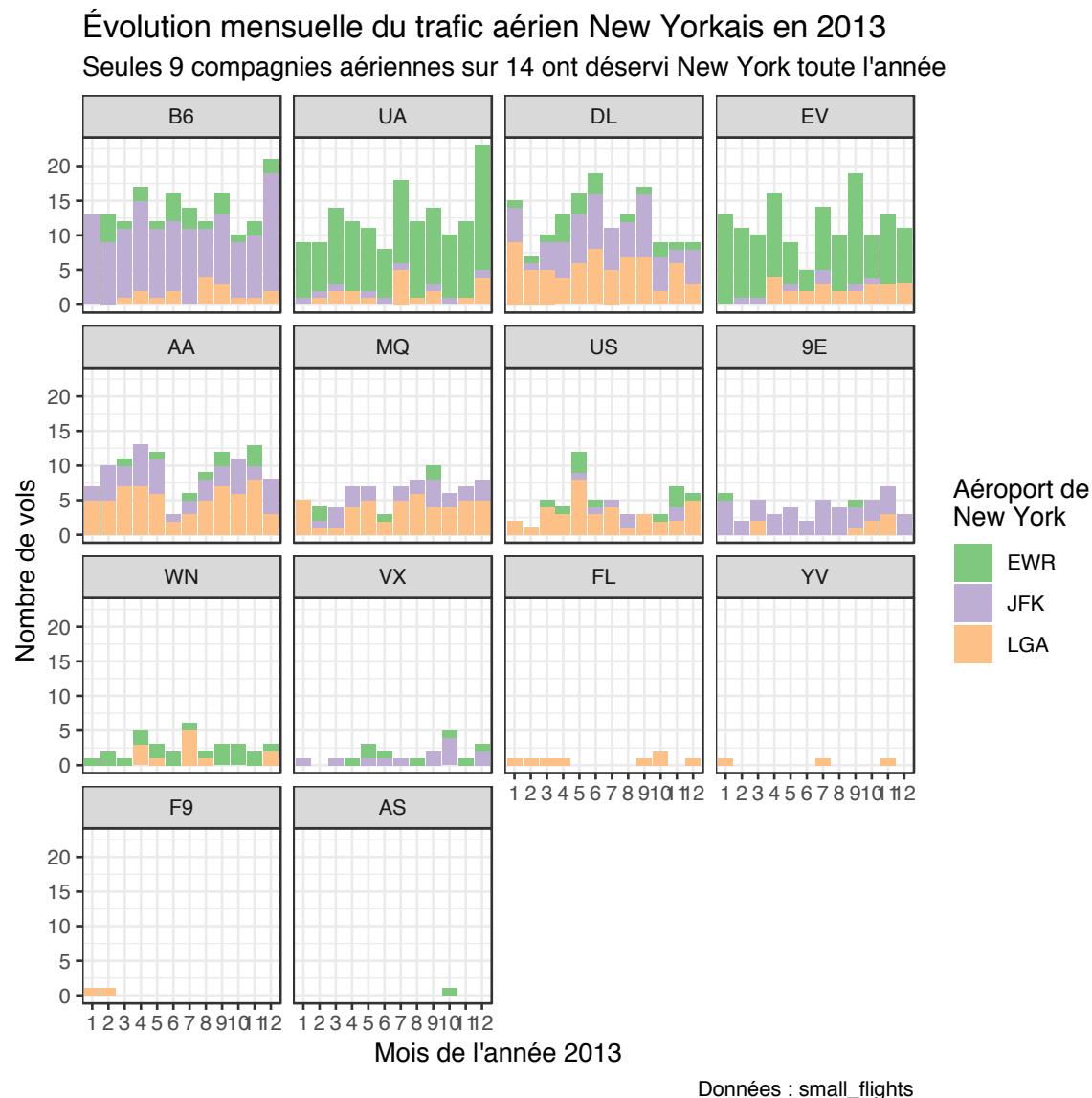
En vous appuyant sur les fonctions et les principes de la grammaire des graphiques que vous avez découverts dans ce chapitre 4, et en vous servant de ce nouveau jeu de données, tapez les commandes qui permettent de produire le graphique ci-dessous :



Quelques indices :

- les couleurs utilisées sont celles de la palette Set1 du package RColorBrewer
- les variables utilisées sont `origin`, `air_time` et `distance`
- la transparence des symboles est fixée à 0.8

Toujours avec ce jeu de données `small-flights`, tapez les commandes permettant de produire le graphique ci-dessous :



Quelques indices :

- les couleurs utilisées sont celles de la palettes Accent du package RColorBrewer
- les variables utilisées sont `month`, `carrier` et `origin`

5 (Ar)ranger des données avec `tidyverse`

Dans la section 2.2.4.1, nous avons introduit le concept de tableaux de données ou `data.frame` dans R. Il s'agit d'une représentation rectangulaire des données, à la manière d'un tableau, dans laquelle les lignes correspondent aux observations et les colonnes correspondent à des variables décrivant chaque observation.

Dans ce chapitre, nous allons aller plus loin en présentant le concept de “tidy data”, ou “données nettes/rangées/soignées/ordonnées”. Vous verrez que l’idée d’avoir des données stockées dans un format “net” va plus loin que la simple définition usuelle que le terme “rangé” peut avoir lorsque les données sont simplement bien organisées dans un tableur. Nous définirons le terme “tidy data” de manière plus rigoureuse, en établissant un ensemble de règles permettant de stocker les données correctement afin de rendre plus aisées les analyses statistiques et les représentations graphiques.

Jusqu’à maintenant, vous avez utilisé des données qui étaient déjà dans ce format (c’est le cas des données contenues dans `flights` ou dans `diamonds` par exemple). Pourtant, la plupart du temps, les données que vous manipulerez dans R seront importées depuis un tableur dans lequel vous ou vos collaborateurs en aurez fait la saisie. S’assurer que les données importées manuellement dans R sont correctement “nettoyées” et mises en forme de “tidy data” est indispensable pour éviter les problèmes lors de la réalisation de graphiques (voir chapitre 4) comme lors de la manipulation des données pour en tirer de l’information statistique pertinente (ce que nous verrons au chapitre 6).

5.1 Prérequis

Dans ce chapitre, nous aurons besoin des packages suivants :

```
library(tidyr)
library(dplyr)
library(nycflights13)
library(ggplot2)
library(readxl)
library(readr)
```

Comme d’habitude, si vous recevez des messages d’erreur, c’est probablement parce que le package que vous essayez de charger en mémoire n’a pas été installé au préalable. Consultez la section 2.3 si vous ne savez plus comment procéder.

Outre ces packages classiques, nous aurons aussi besoin du package EDAWR qui n’est pas disponible sur les serveurs habituels de R. Pour l’installer, on procède de la façon suivante :

1. Installez et chargez en mémoire le package `devtools` :

```
install.packages("devtools")
library(devtools)
```

2. Installez le package EDAWR depuis le site <https://github.com> grâce à la fonction `install_github()` du package `devtools` :

```
install_github("rstudio/EDAWR")
```

Attention, sur les ordinateurs de l’université cette procédure ne fonctionne pas toujours. Si vous rencontrez des difficultés, suivez les instructions décrites à la fin de cette section 5.1

3. Chargez le package EDAWR de la façon habituelle :

```
library(EDAWR)
```

Le package EDAWR contient plusieurs jeux de données dont nous allons nous servir pour illustrer les questions liées au format des tableaux de données. Pour en avoir la liste, vous pouvez taper :

```
data(package = "EDAWR")
```

En cas de problème pour installer le package EDAWR sur les ordinateurs de l'université.

Vous pouvez télécharger manuellement les 4 jeux de données dont nous aurons besoin grâce à ces 4 liens :

- cases
- population
- rates
- storms

Une fois téléchargés, les données contenues dans ces 4 fichiers peuvent être importées dans RStudio en cliquant sur *File > Open File...*, puis en sélectionnant un à un chacun des fichiers. Pour chaque fichier un nouvel objet doit apparaître dans votre environnement de travail (onglet Environnement, dans le panneau en haut à droite de RStudio). L'inconvénient de cette méthode est que les fichiers d'aide de ces jeux de données ne seront pas disponibles dans RStudio. Vous pouvez toutefois en consulter une version brute (non mise en forme) en cliquant ici.

5.2 C'est quoi des “tidy data”?

Les “tidy data” (nous les appellerons “données rangées” dans la suite de ce livre), sont des données qui respectent un format standardisé. En particulier :

- chaque variable est dans une colonne unique
- chaque colonne contient une unique variable
- chaque ligne correspond à une observation pour chaque variable
- les cellules du tableau représentent les valeurs de chaque observation pour chaque variable.

Malheureusement, les données peuvent être présentées sous de nombreux formats qui ne respectent pas ces règles de base. La modification des tableaux est donc souvent un préambule nécessaire à toute analyse statistique ou représentation graphique.

Par exemple, examinez le tableau cases du package EDAWR, qui présente le nombre de cas de tuberculose dans 3 pays en 2011, 2012 et 2013.

```
cases
```

	country	2011	2012	2013
1	FR	7000	6900	7000
2	DE	5800	6000	6200

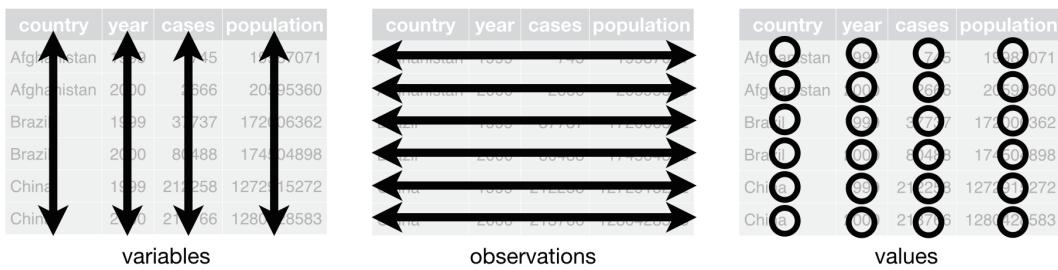


FIGURE 69 – La définition des 'données rangées', d'après <http://r4ds.had.co.nz/tidy-data.html>

3 US 15000 14000 13000

Dans ce tableau, essayez d'identifier quelles sont les variables en présence. Indice, vous devriez en trouver 3.

Essayez d'identifier également où se trouvent ces variables.

Pour ma part, je compte les 3 variables suivantes :

1. country : qui indique les pays dans lesquels les cas de tuberculose ont été dénombrés. Cette variable occupe la première colonne du tableau.
2. la seconde variable est l'année, qui peut prendre les valeurs 2011, 2012 ou 2013. Cette variable occupe la ligne des titres des 3 colonnes de droite du tableau.
3. et enfin, la troisième variable est le nombre de cas de tuberculose observés dans chaque pays et chaque année. Cette troisième variable occupe 3 lignes et 3 colonnes du tableau.

Autrement dit, les variables peuvent être visualisées de la façon suivante :

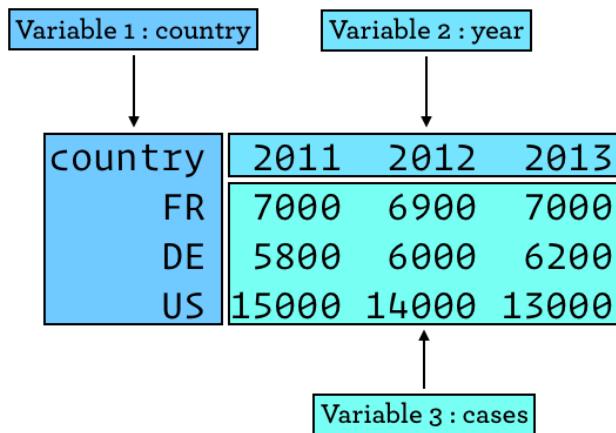


FIGURE 70 – Position des variables dans le tableau ‘cases’ du package ‘EDAWR’

Donc même si nous disposons ici d'un tableau rectangulaire classique, nous sommes bien loin du format des données rangées.

5.2.1 La fonction gather()

Afin de transformer les données non rangées du tableau cases en données rangées, nous allons utiliser la fonction `gather()` du package `tidyverse`. Avant d'aller plus loin, essayez d'imaginer à quoi le tableau rangé devrait ressembler.

La fonction `gather()` prend 4 arguments :

1. `data` : le nom du tableau de données que l'on souhaite “ranger”.
2. `key` : le nom d'une nouvelle variable qui contiendra les en-têtes des colonnes qui constituent la seconde variable. Ici, nous nommerons cette seconde variable `year` car elle devra contenir les années 2011, 2012 et 2013.
3. `value` : le nom d'une nouvelle variable qui contiendra les informations correspondant à la troisième variable identifiée plus haut. Nous appelerons cette variable `n_cases` car elle contiendra les nombres de cas de tuberculose (7000, 5800, 15000, etc).
4. la liste des colonnes du tableau initial qui doivent être rassemblées (“gather” signifie rassembler en anglais), ici, les colonnes 2, 3 et 4 (on pourra les noter `2:4` ou, en utilisant leur nom, `"2011": "2013"`).

```
gather(data = cases, key = year, value = n_cases, `2011`:`2013`)
```

	country	year	n_cases
1	FR	2011	7000
2	DE	2011	5800
3	US	2011	15000
4	FR	2012	6900
5	DE	2012	6000
6	US	2012	14000
7	FR	2013	7000
8	DE	2013	6200
9	US	2013	13000

Nous avons bien transformé le tableau de départ en un “tableau rangé” : chacune de nos 3 variables se trouve dans une unique colonne, et chaque ligne correspond à une observation pour chacune de ces 3 variables. Comme d'habitude, si nous souhaitons pouvoir utiliser ce nouveau tableau, il faut lui donner un nom :

```
cases_tidy <- gather(data = cases, key = year, value = n_cases, `2011`:`2013`)
```

Il nous est maintenant plus facile de manipuler ces données pour en tirer de l'information, grâce à des analyses statistiques ou des représentations graphiques :

```
ggplot(cases_tidy, aes(x = country, y = n_cases, fill = year)) +  
  geom_col(position = "dodge", color = "black") +  
  scale_fill_brewer(palette = "Accent") +  
  theme_minimal(base_family = "Futura LT Book") +  
  labs(x = "Pays",  
       y = "Nombre de cas",  
       fill = "Année",
```

```
title = "Évolution du nombre de cas de tuberculose entre 2011 et 2013",
subtitle = "DE : Allemagne, FR : France, US : États-Unis")
```

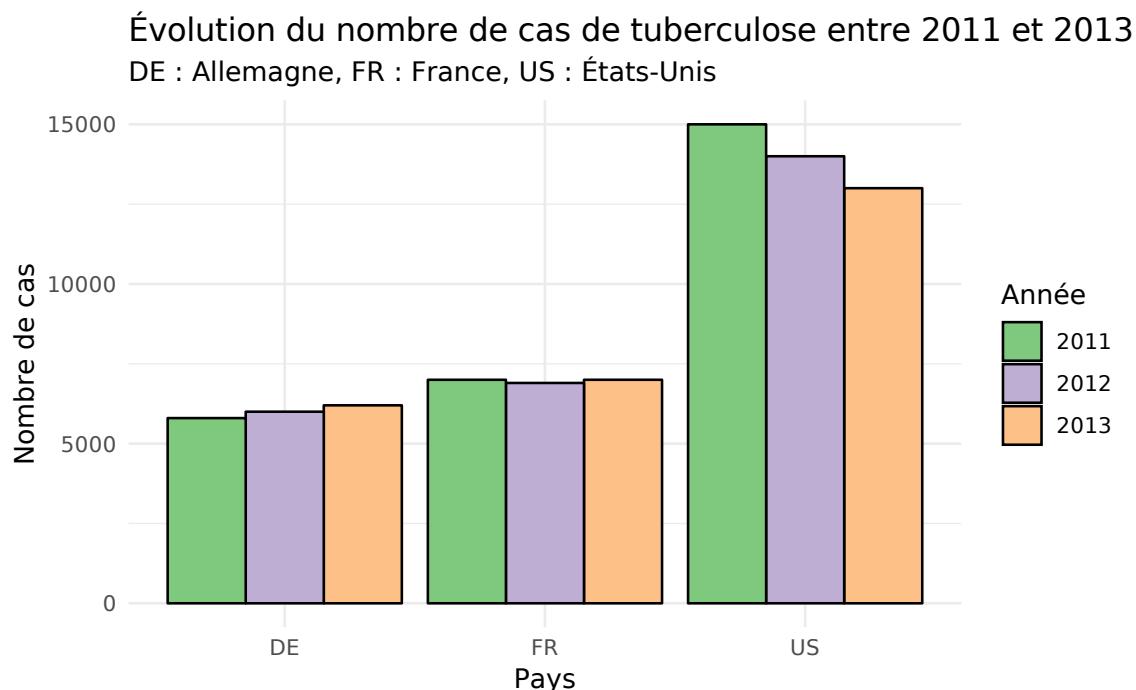


FIGURE 71 – Évolution du nombre de cas de tuberculose dans 3 pays, de 2011 à 2013.

On constate ici qu'entre 2011 et 2013, le nombre de cas de tuberculose a légèrement augmenté en Allemagne, est resté stable en France, et a diminué aux États-Unis.

Notez ici que la variable `year` de notre nouveau tableau est considérée comme une variable catégorielle et non comme une variable numérique. On peut le voir en transformant notre tableau en tibble avec `as_tibble()`, ou en utilisant la fonction `str()` déjà décrite plus tôt :

```
str(cases_tidy)
```

```
'data.frame': 9 obs. of 3 variables:
 $ country: chr "FR" "DE" "US" "FR" ...
 $ year   : chr "2011" "2011" "2011" "2012" ...
 $ n_cases: num 7000 5800 15000 6900 6000 14000 7000 6200 13000
```

C'est le comportement par défaut de la fonction `gather()` : les anciens titres de colonnes sont convertis en chaînes de caractères. Il y a 2 alternatives possibles, que l'on peut spécifier grâce à 2 arguments supplémentaires de la fonction `gather()` :

1. `convert = TRUE` : permet de transformer automatiquement la variable `key` en variable numérique ou logique (vrais/faux) selon le type de données qu'elle contient
2. `factor_key = TRUE` : permet de transformer automatiquement la variable `key` en facteur. Les niveaux du nouveau facteur seront ordonnés dans le même sens que les colonnes du tableau de départ.

```

# On commence par transformer `cases` en tibble
cases <- as_tibble(cases)
cases

# A tibble: 3 x 4
  country `2011` `2012` `2013`
  <chr>    <dbl>   <dbl>   <dbl>
1 FR        7000    6900    7000
2 DE        5800    6000    6200
3 US       15000   14000   13000

# On utilise ensuite gather avec l'argument convert = TRUE
gather(data = cases, key = year, value = n_cases, `2011`:`2013`, convert = TRUE)

```

```

# A tibble: 9 x 3
  country  year n_cases
  <chr>    <int>   <dbl>
1 FR        2011    7000
2 DE        2011    5800
3 US        2011   15000
4 FR        2012    6900
5 DE        2012    6000
6 US        2012   14000
7 FR        2013    7000
8 DE        2013    6200
9 US        2013   13000

```

On voit ici que la variable year est maintenant une colonne numérique (<int> : nombres entiers), et non plus une variable de type “character”.

```

# Et en utilisant factor_key = TRUE...
gather(data = cases, key = year, value = n_cases, `2011`:`2013`, factor_key = TRUE)

```

```

# A tibble: 9 x 3
  country  year n_cases
  <chr>    <fct>   <dbl>
1 FR        2011    7000
2 DE        2011    5800
3 US        2011   15000
4 FR        2012    6900
5 DE        2012    6000
6 US        2012   14000
7 FR        2013    7000
8 DE        2013    6200
9 US        2013   13000

```

On obtient cette fois une variable year sous la forme d'un facteur.

5.2.2 La fonction spread()

La fonction `spread()` permet de réaliser l'opération inverse de `gather()`. Elle “disperse” une unique colonne catégorielle en plusieurs colonnes.

Reprendons par exemple notre tableau `cases_tidy` :

```
cases_tidy
```

```
country year n_cases
1      FR 2011    7000
2      DE 2011    5800
3      US 2011   15000
4      FR 2012    6900
5      DE 2012    6000
6      US 2012   14000
7      FR 2013    7000
8      DE 2013    6200
9      US 2013   13000
```

La fonction `spread()` prend 3 arguments :

1. Le nom du tableau contenant les données (ici, `cases_tidy`)
2. `key` : le nom de la variable contenant les catégories qui devront être transformées en colonnes (ici, `year`)
3. `value` : le nom de la variable contenant les valeurs qui devront remplir les nouvelles colonnes (ici, `n_cases`)

```
spread(cases_tidy, key = year, value = n_cases)
```

```
country 2011 2012 2013
1      DE 5800 6000 6200
2      FR 7000 6900 7000
3      US 15000 14000 13000
```

Cette fonction sera donc rarement utilisée puisqu'elle ne permet pas d'obtenir des “tableaux rangés”. Toutefois, elle pourra vous être utile pour présenter des résultats sous forme synthétique. Prenons un exemple avec le jeu de données `flights`. Imaginons que vous deviez créer un tableau `n_vols` présentant, pour chacun des 3 aéroports de New York, le nombre de vols affrétés par chaque compagnie aérienne en 2013. Une possibilité serait de taper ceci :

```
n_vols <- flights %>%
  group_by(origin, carrier) %>%
  count()
n_vols

# A tibble: 35 x 3
# Groups:   origin, carrier [35]
  origin carrier     n
```

```

<chr> <chr> <int>
1 EWR    9E      1268
2 EWR    AA      3487
3 EWR    AS      714
4 EWR    B6      6557
5 EWR    DL      4342
6 EWR    EV      43939
7 EWR    MQ      2276
8 EWR    OO      6
9 EWR    UA      46087
10 EWR   US      4405
# ... with 25 more rows

```

Les commandes permettant de produire ce tableau seront expliquées dans le chapitre 6. On peut cependant constater ici que ce tableau contient 35 lignes et 3 colonnes. Il s'agit bien d'un “tableau rangé” parfaitement adapté pour faire des statistiques et des visualisation graphiques, mais son format n'est pas terrible si notre objectif est de le faire figurer dans un rapport. La solution : utiliser `spread()` :

```
spread(n_vols, key = origin, value = n)
```

```

# A tibble: 16 x 4
# Groups:   carrier [16]
  carrier   EWR    JFK    LGA
  <chr>   <int> <int> <int>
1 9E        1268  14651  2541
2 AA       3487  13783  15459
3 AS        714    NA     NA
4 B6       6557  42076  6002
5 DL       4342  20701  23067
6 EV       43939 1408   8826
7 F9        NA     NA     685
8 FL        NA     NA     3260
9 HA        NA     342    NA
10 MQ       2276  7193   16928
11 OO        6     NA     26
12 UA       46087 4534   8044
13 US       4405  2995  13136
14 VX       1566  3596    NA
15 WN       6188    NA    6087
16 YV        NA     NA     601

```

Ce nouveau tableau contient maintenant 16 lignes (une par compagnie aérienne), et 4 colonnes : une pour la variable `carrier`, et 3 pour la variable `origin`, soit une colonne pour chacun des 3 aéroports de New York. On parle de tableau au format large (par opposition au “tableau rangé”, dit “format long”). Cela rend la présentation dans un rapport plus aisée.

Notez également que certaines compagnies aériennes ne desservent pas tous les aéroports. Par exemple, la compagnie Alaska Airlines (AS) ne dessert ni JFK, ni La Guardia. Pour ces catégories, notre nouveau tableau au format large indique NA. Or, NA signifie “Not Available”, autrement dit : données manquantes. Ici, il ne s’agit pas du tout de données manquantes. Cela signifie simplement qu’aucun vol d’Alaska Airline n’a décollé de ces 2 aéroports. Nous pouvons donc indiquer à R quelle valeur utiliser pour les catégories qui ne sont pas représentées dans le tableau de départ grâce à l’argument `fill` :

```
spread(n_vols, key = origin, value = n, fill = 0)
```

```
# A tibble: 16 x 4
# Groups:   carrier [16]
  carrier    EWR    JFK    LGA
  <chr>    <dbl>  <dbl>  <dbl>
1 9E        1268  14651  2541
2 AA        3487  13783  15459
3 AS         714     0     0
4 B6        6557  42076  6002
5 DL        4342  20701  23067
6 EV        43939  1408   8826
7 F9          0     0    685
8 FL          0     0   3260
9 HA          0    342     0
10 MQ        2276  7193  16928
11 OO          6     0    26
12 UA        46087  4534  8044
13 US        4405  2995  13136
14 VX        1566  3596     0
15 WN        6188     0   6087
16 YV          0     0    601
```

D’autres arguments existent. **Je vous encourage vivement** à consulter l’aide des fonctions `gather()` et `spread()` et à faire des essais.

5.2.3 Les fonctions `separate()` et `unite()`

Ces fonctions sont complémentaires : tout comme `gather()` et `spread()`, elles effectuent 2 opérations opposées. Reprenons le jeu de données `cases_tidy` (que nous transformons au préalable en tibble pour mieux voir ce qui se passe) :

```
cases_tidy <- as_tibble(cases_tidy)
```

```
cases_tidy
```

```
# A tibble: 9 x 3
  country year  n_cases
  <chr>   <chr>  <dbl>
1 FR      2011    7000
```

```

2 DE      2011     5800
3 US      2011    15000
4 FR      2012     6900
5 DE      2012     6000
6 US      2012    14000
7 FR      2013     7000
8 DE      2013     6200
9 US      2013    13000

```

Imaginons que nous ayons besoin de séparer les données de la colonne year en 2 variables : le siècle d'une part, et l'année d'autre part. La fonction `separate()` permet de faire exactement cela :

```
separate(cases_tidy, year, into = c("century", "year"), sep = 2)
```

```

# A tibble: 9 x 4
  country century year n_cases
  <chr>    <chr>  <chr>   <dbl>
1 FR        20     11     7000
2 DE        20     11     5800
3 US        20     11    15000
4 FR        20     12     6900
5 DE        20     12     6000
6 US        20     12    14000
7 FR        20     13     7000
8 DE        20     13     6200
9 US        20     13    13000

```

1. Le premier argument est le nom du tableau de données
2. le second argument est la variable que l'on souhaite scinder en plusieurs morceaux
3. `into` est un vecteur qui contient le nom des nouvelles colonnes à créer
4. `sep` peut prendre plusieurs formes. Lorsqu'on utilise un nombre, ce nombre correspond à la position de la coupure dans la variable d'origine. Ici, la variable d'origine a été coupée après le second caractère. Il est aussi possible d'utiliser un symbole. Par exemple, certaines variables contiennent des tirets - ou des slash \. Utiliser ces caractères en guise de séparateur permet de couper les variables à ce niveau là. Nous en verrons un exemple plus tard.

Notez ici que les 2 nouvelles variables sont de type `<chr>`. Si nous souhaitons que ces variables soient considérées comme numériques, nous devons ajouter un argument lorsque nous utilisons `separate()` :

```
cases_split <- separate(cases_tidy, year, into = c("century", "year"), sep = 2, convert = TRUE)
cases_split
```

```

# A tibble: 9 x 4
  country century year n_cases
  <chr>    <int> <int>   <dbl>
1 FR         20    11     7000
2 DE         20    11     5800

```

```

3 US          20    11   15000
4 FR          20    12   6900
5 DE          20    12   6000
6 US          20    12   14000
7 FR          20    13   7000
8 DE          20    13   6200
9 US          20    13   13000

```

Notre nouvel objet `cases_split` contient maintenant 2 nouvelles colonnes de nombres entiers, l'une contenant le siècle, l'autre contenant l'année

La fonction `unite()` fait exactement le contraire : elle fusionne 2 colonnes existantes en accolant leurs contenus (et en ajoutant un séparateur) :

```
unite(cases_split, new, century, year)
```

```

# A tibble: 9 x 3
  country new     n_cases
  <chr>   <chr>   <dbl>
1 FR      20_11    7000
2 DE      20_11    5800
3 US      20_11    15000
4 FR      20_12    6900
5 DE      20_12    6000
6 US      20_12    14000
7 FR      20_13    7000
8 DE      20_13    6200
9 US      20_13    13000

```

La colonne `new` a été créée par la fusion des colonnes `century` et `year` du tableau `cases_split`. Si l'on souhaite supprimer le tiret, il nous faut le spécifier explicitement :

```
unite(cases_split, new, century, year, sep = "")
```

```

# A tibble: 9 x 3
  country new     n_cases
  <chr>   <chr>   <dbl>
1 FR      2011    7000
2 DE      2011    5800
3 US      2011    15000
4 FR      2012    6900
5 DE      2012    6000
6 US      2012    14000
7 FR      2013    7000
8 DE      2013    6200
9 US      2013    13000

```

5.2.4 Exercices

Examinez les tableaux `rates`, `storms` et `population` du package EDAWR.

1. Ces tableaux sont-ils des “tableaux rangés” (tidy data) ?
 2. Si oui, quelles sont les variables représentées ?
 3. Si non, transformez-les en “tableaux rangés”.
-

5.3 Importer des données depuis un tableur

5.3.1 Les règles de base

Jusqu'à maintenant, nous avons travaillé exclusivement avec des jeux de données déjà disponibles dans R. La plupart du temps, les données sur lesquelles vous devrez travailler devront au préalable être importées dans R, à partir de fichiers issus de tableurs. De tels fichiers se présentent généralement sous l'un des 2 formats suivants :

1. fichiers au format “.csv” : il s'agit d'un format de fichier dit “texte brut”, c'est à dire qu'il peut être ouvert avec n'importe quel éditeur de texte, y compris le bloc notes de Windows. L'extension “.csv” est l'abréviation de Comma Separated Values, autrement dit, dans ce type de fichiers, les colonnes sont séparées par des virgules. Cela peut poser problème en France puisque le symbole des décimales est souvent aussi la virgule (et non le point comme dans les pays anglo-saxons). Le séparateur de colonnes utilisé en France dans les fichiers .csv est alors souvent le point-virgule. Il est possible de créer des fichiers .csv à partir de n'importe quel tableur en choisissant Fichier > Exporter... ou Fichier > Enregistrer sous... puis en sélectionnant le format approprié (les dénominations sont variables selon les logiciels : format texte brut, format csv, plain text, etc...).
2. fichiers au format tableur : .xls ou .xlsx pour Excel, .calc pour Open Office.

Dans les 2 cas, pour que R puisse importer les données contenues dans ces fichiers, un certain nombre de règles doivent être respectées :

1. La première chose à laquelle il faut veiller est la présentation des données. Les variables doivent être en colonnes et les observations en lignes. Dans l'idéal, les données doivent donc être “rangées”.
2. Les cases vides qui correspondent à des données manquantes doivent contenir les lettres NA en majuscule. Il est important de bien faire la distinction entre les vrais zéros (*i.e.* les grandeurs mesurées pour lesquelles un zéro a été obtenu), et les valeurs manquantes, c'est à dire pour lesquelles aucune valeur n'a pu être obtenue (*e.g.* variable non mesurée pour un individu donné ou à une station donnée).
3. Il est généralement conseillé d'utiliser la première ligne du tableau Excel pour stocker le nom des variables et la première colonne pour stocker le nom des observations (identifiant des individus, des échantillons ou des stations par exemple).
4. Ne jamais utiliser de caractères spéciaux tels que #, \$, %, ^, &, *, (,), {}, [], des accents, des cédilles des guillemets ou des apostrophes... Cela pourrait causer des erreurs dans R. Si votre fichier en contient,

faites une recherche (*via* le menu Edition > Rechercher et remplacer...) pour remplacer chaque instance par un caractère qui ne posera pas de problème.

5. Évitez les espaces dans vos noms de variables, d'observations ou de catégories et remplacez-les par des points ou des _.
6. Si des noms de lignes sont présents dans votre tableau, chaque ligne doit avoir un nom unique (il ne faut pas que plusieurs lignes portent le même nom).
7. Des noms courts pour les variables sont généralement plus faciles à manipuler par la suite.
8. La première valeur de votre tableau devrait toujours se trouver dans la cellule A1 du tableau. Autrement dit, il ne devrait jamais y avoir de lignes incomplètes ou de lignes de commentaires au-dessus des données, ou de colonne vide à gauche de votre tableau. D'ailleurs, il ne devrait jamais y avoir de commentaires à droite ou en-dessous de vos données non plus.

5.3.2 Fichiers au format tableau (.xls ou .xlsx)

À titre d'exemple, téléchargez le fichier dauphin.xls et placez-le dans votre répertoire de travail. Ce jeu de données contient des résultats de dosage de différents métaux lourds (cadmium, cuivre et mercure) dans différents organes (foie et rein) de plusieurs dauphins communs *Delphinus delphis*. Les informations de taille, d'âge et de statut reproducteur sont également précisées. Ouvrez ce fichier dans un tableur. Vous constaterez que son format ne permet pas de l'importer tel quel dans R :

- Il contient des lignes vides inutiles au-dessus des données
- Il contient des commentaires inutiles au-dessus des données
- Les titres de colonnes sont complexes et contiennent des caractères spéciaux
- Dans le tableau, les données manquantes sont représentées soit par des “*”, soit par des cellules vides

Importer un tel jeu de données dans R par les méthodes classiques (c'est-à-dire sans utiliser RStudio et uniquement grâce aux fonctions de base de R) demanderait donc un gros travail de mise en forme préalable. Heureusement, RStudio et le package `readxl` facilitent grandement le processus.

Dans RStudio, localisez l'onglet Files situé dans le panneau en bas à droite de l'interface du logiciel. Dans ce panneau, naviguez jusqu'à votre répertoire de travail, qui doit maintenant contenir le fichier daupin.xls que vous avez téléchargé. Cliquez sur son nom, puis, dans le menu qui s'affiche, choisissez Import Dataset... :

La nouvelle fenêtre qui s'ouvre est un “assistant d'importation” :

Cette fenêtre contient plusieurs zones importantes :

1. File/URL (en haut) : lien vers le fichier contenant les données, sur votre ordinateur ou en ligne
2. Data Preview : zone principale affichant les 50 premières lignes du fichier que l'on souhaite importer.
3. Import Options (en bas à gauche) : zone dans laquelle des options permettant d'importer les données correctement peuvent être spécifiées
4. Code Preview (en bas à droite) : les lignes de codes que vous pourrez copier-coller dans votre script une fois les réglages corrects effectués.

Ici, nous constatons que les données ne sont pas au bon format. La première chose que nous pouvons faire est d'indiquer à R que nous souhaitons ignorer les 9 premières lignes du fichier. Ensuite, nous précisons à RStudio que l'étoile “*” a été utilisée pour indiquer des données manquantes :

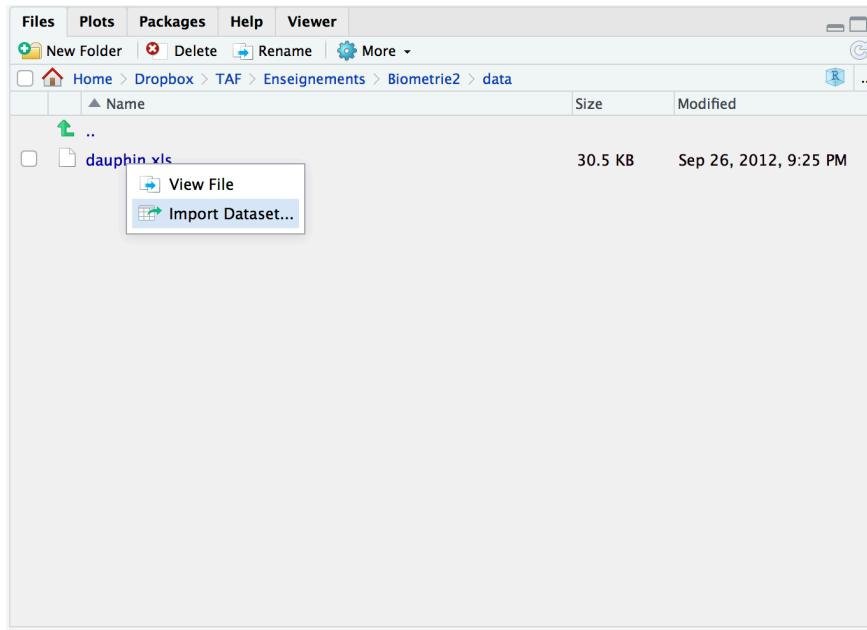


FIGURE 72 – L’option ‘Import Dataset...’ dans la fenêtre ‘Files’ de RStudio

Import Excel Data

File/Url: Update

Data Preview:

Status reproducteurs (character)	X_1 (character)	X_2 (character)	X_3 (character)	X_4 (character)	X_5 (character)	X_6 (character)	X_7 (character)	X_8 (character)	X_9 (double)
imm = immature	NA	NA	NA	NA	Taille en cm	Sexe	NA	NA	NA
pl = gestante et allaitante	NA	NA	NA	NA	<250	m	5	âge moyen des mâles <250cm	NA
pnl = gestante non allaitante	NA	NA	NA	NA	Sexe	Statut reproducteur	NA	NA	NA
mat = mature	NA	NA	NA	NA	f	imm	5.6923076923076925	âge moyen des femelles immatures	NA
I =	NA	NA	NA	NA	Organe	Hg (mg.kg-1)	NA	NA	49.81043
NA	NA	NA	NA	NA	foie	<49,8	29	NA	NA
N°	Sexe	Statut reproducteur	Taille en cm	Age en années	Cd (mg.kg-1)	Cu (mg.kg-1)	Hg (mg.kg-1)	Organe	NA
Numéro 1	f	imm	315	3	29.600000000000001	3.240000000000002	NA	rein	NA
Numéro 2	f	imm	357	4	45.100000000000001	4.419999999999999	NA	rein	NA
Numéro 3	f	pnl	439	34	129.30000000000001	5.009999999999998	9.019999999999996	rein	NA
Numéro 4	f	imm	316	4	71.200000000000003	4.330000000000001	NA	rein	NA
Numéro 5	f	I	435	26	192	5.150000000000004	NA	rein	NA
Numéro 6	f	pnl	388	6	*	4.120000000000001	4.530000000000002	rein	NA
Numéro 7	f	mat	410	*	76	5.099999999999999	33.89999999999999	foie	NA
Numéro 8	m	imm	355	*	74.400000000000006	4.719999999999998	13.300000000000001	foie	NA
Numéro 9	m	imm	222	*	0.0899999999999997	9.5	2.890000000000001	foie	NA
Numéro 10	m	imm	412	9	85.59999999999994	5.419999999999994	NA	rein	NA
Numéro 11	m	imm	310	4	39.79999999999997	3.620000000000001	NA	rein	NA
Numéro 12	f	pnl	452	28	193.90000000000001	6.399999999999993	8.699999999999993	rein	NA
Numéro 13	m	imm	299	3	25.800000000000001	5.099999999999999	7.400000000000004	foie	NA
Numéro 14	f	pl	432	14	77.29999999999997	8.75	128.8000000000001	foie	NA
Numéro 15	m	imm	392	4	36.700000000000003	5.099999999999996	13.69999999999999	foie	NA
Numéro 16	f	pnl	445	22	88.400000000000006	8.400000000000004	141.900000000000001	foie	NA
Numéro 17	f	imm	348	*	49.79999999999997	6.299999999999998	32.39999999999999	foie	NA
Numéro 18	m	imm	210	*	0.050000000000003	5.5	3.089999999999999	foie	NA
Numéro 19	f	pl	430	*	57.89999999999999	7	14.1	foie	NA
Numéro 20	m	imm	264	*	4.400000000000004	3.399999999999999	1.25	foie	NA
Numéro 21	f	pnl	433	23	155.900000000000001	8.509999999999998	NA	rein	NA

Previewing first 50 entries.

Import Options:

- Name:
- Max Rows:
- First Row as Names
- Sheet: Default Skip: Open Data Viewer
- Range: NA:

Code Preview:

```
library(readxl)
dauphin <- read_excel("data/dauphin.xls")
View(dauphin)
```

Import Cancel

FIGURE 73 – L’assistant d’importation de RStudio

Import Excel Data

File/Url: ~Dropbox/TAF/Enseignements/Biometrie2 /data/dauphin.xls

Data Preview:

N° (character)	Sexe (character)	Statut reproducteur (character)	Taille en cm (double)	Age en années (double)	Cd (mg.kg-1) (double)	Cu (mg.kg-1) (double)	Hg (mg.kg-1) (double)	Organe (character)
Numéro 1	f	imm	315	3	29.60	3.24	NA	rein
Numéro 2	f	imm	357	4	55.10	4.42	NA	rein
Numéro 3	f	pnl	439	34	129.30	5.01	9.02	rein
Numéro 4	f	imm	316	4	71.20	4.33	NA	rein
Numéro 5	f	l	435	26	192.00	5.15	NA	rein
Numéro 6	f	pnl	388	6	NA	4.12	4.53	rein
Numéro 7	f	mat	410	NA	76.00	5.10	33.90	foie
Numéro 8	m	imm	355	NA	74.40	4.72	13.30	foie
Numéro 9	m	imm	222	NA	0.09	9.50	2.89	foie
Numéro 10	m	imm	412	9	85.60	5.42	NA	rein
Numéro 11	m	imm	310	4	39.80	3.62	NA	rein
Numéro 12	f	pnl	452	28	193.90	6.34	8.70	rein
Numéro 13	m	imm	299	3	25.80	5.10	7.40	foie
Numéro 14	f	pl	432	14	77.30	8.75	128.80	foie
Numéro 15	m	imm	392	4	36.70	5.10	13.70	foie
Numéro 16	f	pnl	445	22	88.40	8.40	141.90	foie
Numéro 17	f	imm	348	NA	49.80	6.30	32.40	foie
Numéro 18	m	imm	210	NA	0.05	5.50	3.09	foie
Numéro 19	f	pl	430	NA	57.90	7.00	14.10	foie
Numéro 20	m	imm	264	NA	4.40	3.40	1.25	foie
Numéro 21	f	pnl	433	23	155.90	8.51	NA	rein
Numéro 22	f	imm	447	27	43.40	3.56	NA	rein
Numéro 23	m	mat	548	21	57.90	3.21	NA	rein
Numéro 24	m	imm	308	2	29.70	3.93	NA	rein
Numéro 25	f	pnl	435	21	55.40	4.35	NA	rein
Numéro 26	f	l	465	14	146.80	5.78	NA	rein
Numéro 27	m	imm	334	1	1.55	3.35	NA	rein

Previewing first 50 entries.

Import Options:

Name: dauphin	Max Rows:	<input type="text" value=""/>	<input checked="" type="checkbox"/> First Row as Names
Sheet: Default	Skip:	<input type="text" value="9"/>	<input checked="" type="checkbox"/> Open Data Viewer
Range: A1:D10	NA:	<input type="text" value=""/>	

Code Preview:

```
library(readxl)
dauphin <- read_excel("data/dauphin.xls",
na = "*", skip = 9)
View(dauphin)
```

Import Cancel

FIGURE 74 – Les bons réglages pour ce fichier

Notez qu'à chaque fois que vous modifiez une valeur dans la zone Import Options, 2 choses se produisent simultanément :

1. La zone Data Preview est mise à jour. Cela permet de s'assurer que les changements effectués ont bien les effets escomptés
2. La zone Code Preview est mise à jour. Cela permet de copier-coller dans un script les commandes permettant d'importer correctement les données. Ici, voilà le code que nous devons ajouter à notre script :

```
dauphin <- read_excel("data/dauphin.xls", na = "*", skip = 9)
```

La commande library(readxl) est inutile puisque nous l'avons déjà saisie au début de ce chapitre. Nous disposons maintenant d'un nouvel objet nommé dauphin. Il est stocké sous la forme d'un tibble :

```
dauphin
```

```
# A tibble: 93 x 9
`N°` Sexe `Statut reproducteur` `Taille en cm` `Age en années` `Cd (mg.kg-1)`
<chr> <chr> <chr> <dbl> <dbl> <dbl>
1 Numé~ f imm 315 3 29.6
2 Numé~ f imm 357 4 55.1
3 Numé~ f pnl 439 34 129.3
4 Numé~ f imm 316 4 71.2
5 Numé~ f l 435 26 192.0
```

```

6 Numé~ f      pnl                  388          6       NA
7 Numé~ f      mat                  410          NA      76
8 Numé~ m      imm                  355          NA      74.4
9 Numé~ m      imm                  222          NA      0.09
10 Numé~ m     imm                  412          9      85.6
# ... with 83 more rows, and 3 more variables: `Cu (mg.kg-1)` <dbl>, `Hg
#   (mg.kg-1)` <dbl>, Organe <chr>

```

Notez toutefois que les noms de colonnes complexes sont toujours présents. Avec de tels noms, les variables ne seront pas faciles à manipuler et les risques d'erreurs de frappes seront nombreux. Nous avons tout intérêt à les modifier à l'aide de la fonction `names()` :

```

names(dauphin) <- c("ID", "Sexe", "Statut", "Taille", "Age", "Cd", "Cu", "Hg", "Organe")
dauphin

```

```

# A tibble: 93 x 9
  ID      Sexe Statut Taille Age     Cd     Cu     Hg Organe
  <chr>    <chr> <chr>   <dbl> <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl> <chr>
1 Numéro 1 f      imm      315     3  29.6  3.24  NA    rein
2 Numéro 2 f      imm      357     4  55.1  4.42  NA    rein
3 Numéro 3 f      pnl      439     34 129.   5.01  9.02 rein
4 Numéro 4 f      imm      316     4  71.2  4.33  NA    rein
5 Numéro 5 f      l       435     26 192    5.15  NA    rein
6 Numéro 6 f      pnl      388     6  NA     4.12  4.53 rein
7 Numéro 7 f      mat      410     NA  76     5.1   33.9  foie
8 Numéro 8 m      imm      355     NA  74.4   4.72  13.3 foie
9 Numéro 9 m      imm      222     NA  0.09   9.5   2.89 foie
10 Numéro 10 m     imm     412     9  85.6   5.42  NA    rein
# ... with 83 more rows

```

Enfin, vous pouvez également noter que certaines variables devraient être modifiées :

- les variables `Sexe`, `Statut` (qui contient l'information de statut reproducteur des dauphins) et `Organe` (qui indique dans quel organe les métaux ont été dosés) sont de type `<chr>`. L'idéal serait de disposer de facteurs puisqu'ils s'agit de variables catégorielles.
- la variable `ID` est totalement inutile puisqu'elle est parfaitement redondante avec le numéro de ligne.
Nous pourrions donc la supprimer.
- certaines catégories (ou niveaux) de la variable `Statut` devraient être ordonnées puisqu'elles reflètent une progression logique : `imm` (immature), `mat` (mature), `pnl` (pregnant non lactating), `p1` (pregnant lactating), `l` (lactating), `repos` (repos somatique)

Nous verrons dans la partie 6 comment effectuer simplement ces différentes opérations

5.3.3 Fichiers au format texte brut (.csv)

Nous allons utiliser les mêmes données que précédemment, mais cette fois-ci, elles sont contenues dans un fichier au format .csv. Téléchargez le fichier dauphin.csv (pour cela, faites un clic droit sur le lien et choisissez Enregistrez la cible du lien sous... ou une mention équivalente), placez-le dans votre répertoire de travail, et ouvrez-le avec le bloc notes Windows ou tout autre éditeur de texte brut disponible sur votre ordinateur. **Attention** : Microsoft Word n'est pas un éditeur de texte brut. Un fichier au format .doc ou .docx est illisible dans un éditeur de texte brut car outre le texte, ces formats de documents contiennent toutes les informations concernant la mise en forme du texte (polices de caractères, tailles, couleurs et autres attributs, présence de figures, de tableaux dans le document, etc.).

À l'inverse, les fichiers au format .txt, .csv et même .R (vos scripts !) sont des fichiers au format texte brut. Vous pouvez d'ailleurs essayer d'ouvrir dauphin.csv depuis RStudio, en allant dans la fenêtre Files puis en cliquant sur le nom du fichier et en choisissant View File. RStudio ouvre un nouvel onglet à côté de votre script vous permettant d'inspecter le contenu de ce fichier. Par rapport au fichier excel, vous pouvez noter un certain nombre de différences :

1. les colonnes sont séparées par des tabulations
2. les nombres décimaux utilisent la virgule (et non le point comme dans les pays anglo-saxons)
3. les noms de colonne ont déjà été corrigés/simplifiés par rapport au tableau d'origine
4. les valeurs manquantes sont toutes codées par des NAs

Attention, à ce stade, vous avez ouvert un fichier au format texte brut dans RStudio, mais les données contenues dans ce fichier n'ont pas été importées dans R pour autant. Pour les importer, on procède comme pour les fichiers au format tableur (voir section 5.3.2 ci-dessus).

On commence par cliquer sur dauphin.csv dans l'onglet Files de RStudio. On sélectionne ensuite Import Dataset... :

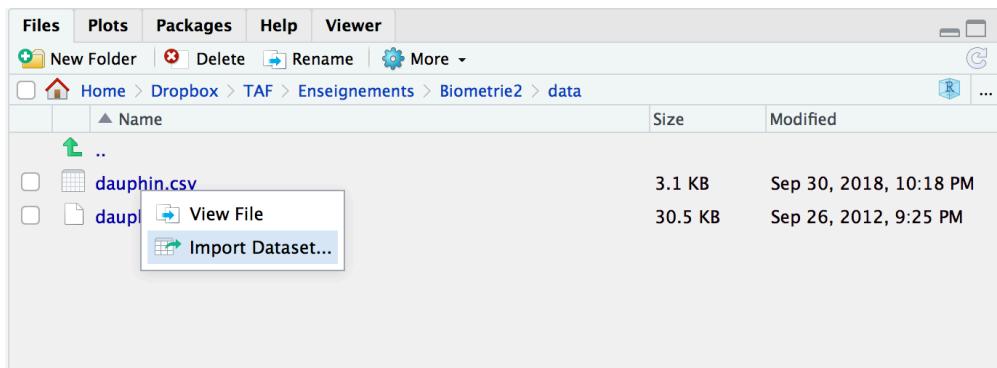


FIGURE 75 – Importer un fichier ‘.csv’ depuis l’onglet ‘Files’ de RStudio

La fenêtre qui s'ouvre est en tous points identique à celle obtenue pour l'importation de fichiers tableurs :

Nous voyons ici que par défaut, RStudio considère qu'une unique colonne est présente. En effet, les fichiers .csv utilisent généralement la virgule pour séparer les colonnes. Ce n'est pas le cas ici. Il nous faut donc sélectionner, dans le champ Delimiter, l'option Tab (tabulation) et non Comma (virgule).

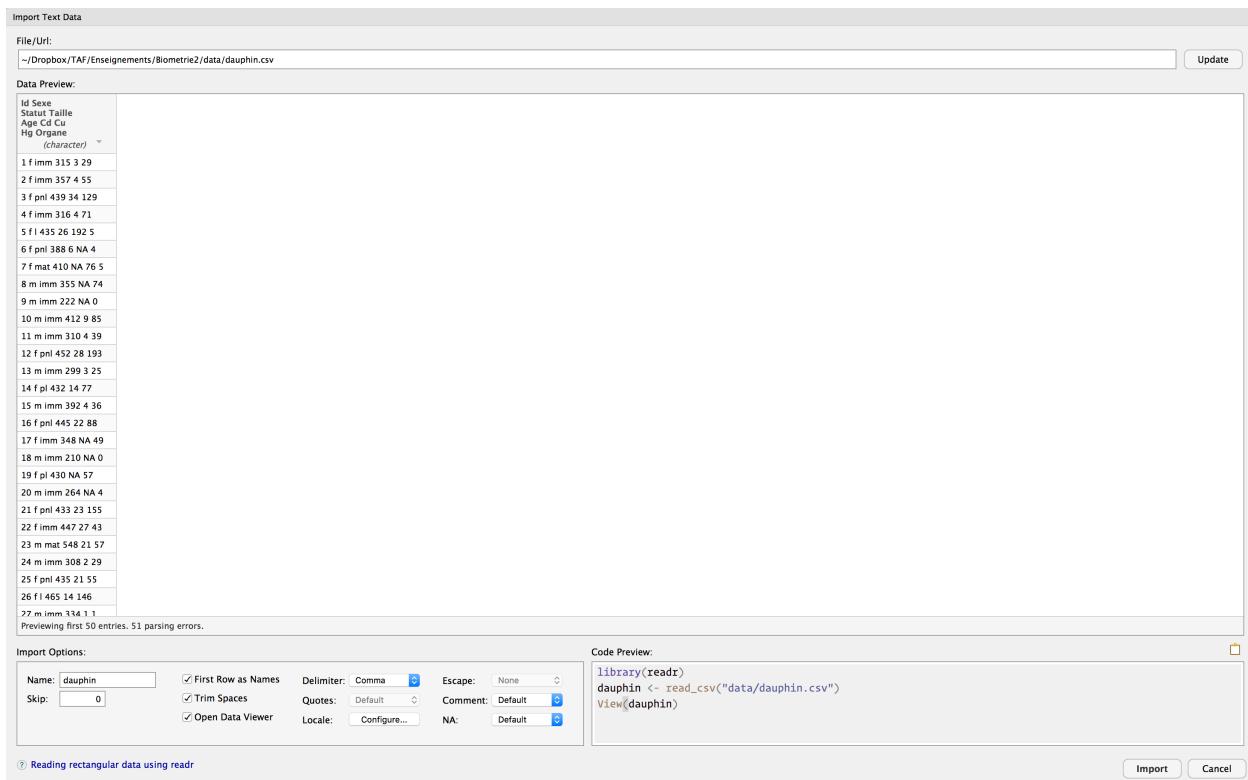


FIGURE 76 – Importer un fichier ‘.csv’ depuis l’onglet ‘Files’ de RStudio

À ce stade, chaque variable est maintenant reconnue comme telle, chaque variable occupe donc une colonne distincte. Mais les colonnes Cd, Cu et Hg ne contiennent pas les bonnes valeurs (vous pouvez le vérifier en consultant l’onglet `dauphin.csv` que vous avez ouvert un peu plus tôt à côté de votre script). La cause est simple : R s’attend à ce que les nombres décimaux utilisent le point en guise de symbole des décimales. Or, notre fichier `.csv` utilise la virgule. C’est une convention qui dépend du pays dans lequel vous vous trouvez, et de la langue de votre système d’exploitation (en langage technique, on parle de Locale). Le fichier `dauphin.csv` ayant été créé sur un ordinateur français, la virgule a été utilisée en guise de symbole des décimales. Pour l’indiquer à R, cliquez sur `Locale > Configure...`, changez le `.` en `,` dans le champ `Decimal Mark` et validez en cliquant sur `Configure` :

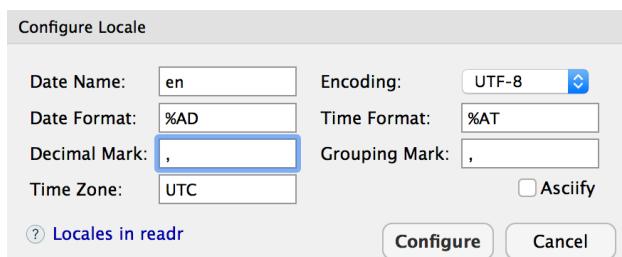


FIGURE 77 – Changement du symbole utilisé pour les décimales

Les données sont maintenant au bon format, prêtes à être importées dans RStudio. Afin de ne pas écraser l’objet

dauphin que nous avons créé à partir du fichier tableau un peu plus tôt, nous stockerons ces nouvelles données dans un objet nommé dauphin2. Pour cela, ajoutez un 2 au nom dauphin dans le champ Name en bas à gauche :

Id (integer)	Sexe (character)	Statut (character)	Taille (integer)	Age (integer)	Cd (double)	Cu (double)	Hg (double)	Organe (character)
1 f	imm		315	3	29.60	3.24	NA	rein
2 f	imm		357	4	55.10	4.42	NA	rein
3 f	pnl		439	34	129.30	5.01	9.02	rein
4 f	imm		316	4	71.20	4.33	NA	rein
5 f	i		435	26	192.00	5.15	NA	rein
6 f	pnl		388	6	NA	4.12	4.53	rein
7 f	mat		410	NA	76.00	5.10	33.90	foie
8 m	imm		355	NA	74.40	4.72	13.30	foie
9 m	imm		222	NA	0.09	9.50	2.89	foie
10 m	imm		412	9	85.60	5.42	NA	rein
11 m	imm		310	4	39.80	3.62	NA	rein
12 f	pnl		452	28	193.90	6.34	8.70	rein
13 m	imm		299	3	25.80	5.10	7.40	foie
14 f	pl		432	14	77.30	8.75	128.80	foie
15 m	imm		392	4	36.70	5.10	13.70	foie
16 f	pnl		445	22	88.40	8.40	141.90	foie
17 f	imm		348	NA	49.80	6.30	32.40	foie
18 m	imm		210	NA	0.05	5.50	3.09	foie
19 f	pl		430	NA	57.90	7.00	14.10	foie
20 m	imm		264	NA	4.40	3.40	1.25	foie
21 f	pnl		433	23	155.90	8.51	NA	rein
22 f	imm		447	27	43.40	3.56	NA	rein
23 m	mat		548	21	57.90	3.21	NA	rein
24 m	imm		308	2	29.70	3.93	NA	rein
25 f	pnl		435	21	55.40	4.35	NA	rein
26 f	i		465	14	146.80	5.78	NA	rein
27 m	imm		334	1	1.55	3.35	NA	rein
28 f	i		434	22	55.00	3.53	NA	rein

Previewing first 50 entries.

Import Options:

- Name: dauphin2
- First Row as Names
- Delimiter: Tab
- Escape: None
- Skip: 0
- Trim Spaces
- Open Data Viewer
- Locale: Configure...
- NA: Default

Code Preview:

```
library(readr)
dauphin2 <- read_delim("data/dauphin.csv",
  "\t", escape_double = FALSE, locale = locale(decimal_mark = ","),
  trim_ws = TRUE)
View(dauphin2)
```

Import Cancel

FIGURE 78 – Les données, dans un format correct, permettant l’importation

Nous n’avons plus qu’à copier-coller dans notre script le code généré automatiquement en bas à droite de la fenêtre (comme précédemment, la ligne library(readr) est inutile : nous avons déjà chargé ce package en début de chapitre).

```
dauphin2 <- read_delim("data/dauphin.csv",
  "\t", escape_double = FALSE, locale = locale(decimal_mark = ","),
  trim_ws = TRUE)
```

```
Parsed with column specification:
cols(
  Id = col_double(),
  Sexe = col_character(),
  Statut = col_character(),
  Taille = col_double(),
  Age = col_double(),
  Cd = col_double(),
  Cu = col_double(),
  Hg = col_double(),
  Organe = col_character()
```

)

Notez que :

1. c'est le package `readr` et non plus `readxl` qui est utilisé.
2. la fonction `read_delim()` a remplacé la fonction `read_excel()`. Il existe beaucoup d'autres fonctions selon le format de vos données (par exemple `read_csv()` et `read_csv2()`). Il est inutile de toutes les connaître dans la mesure où généralement, RStudio vous propose automatiquement la plus appropriée.
3. R indique de quelle façon les colonnes ont été "parsées", autrement dit, R indique quelles fonctions ont été utilisées pour reconnaître le type des données présentes dans chaque colonne.

Toutes les fonctions permettant d'importer des données n'ont pas nécessairement le même comportement. Ainsi, si l'on compare les objets importés depuis le fichier tableau (`dauphin`) et depuis le fichier texte brut (`dauphin2`), le type de certaines variables est différent :

```
dauphin
```

```
# A tibble: 93 x 9
  ID      Sexe Statut Taille   Age     Cd     Cu     Hg Organe
  <chr>    <chr> <chr>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl> <chr>
1 Numéro 1 f     imm     315     3  29.6   3.24 NA    rein
2 Numéro 2 f     imm     357     4  55.1   4.42 NA    rein
3 Numéro 3 f     pnl     439     34 129.   5.01  9.02 rein
4 Numéro 4 f     imm     316     4  71.2   4.33 NA    rein
5 Numéro 5 f     l      435     26 192    5.15 NA    rein
6 Numéro 6 f     pnl     388     6  NA     4.12  4.53 rein
7 Numéro 7 f     mat     410     NA  76     5.1   33.9  foie
8 Numéro 8 m     imm     355     NA  74.4   4.72  13.3 foie
9 Numéro 9 m     imm     222     NA  0.09   9.5   2.89 foie
10 Numéro 10 m    imm    412     9  85.6   5.42 NA    rein
# ... with 83 more rows
```

```
dauphin2
```

```
# A tibble: 93 x 9
  Id Sexe Statut Taille   Age     Cd     Cu     Hg Organe
  <dbl> <chr> <chr>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl> <chr>
1 1 f     imm     315     3  29.6   3.24 NA    rein
2 2 f     imm     357     4  55.1   4.42 NA    rein
3 3 f     pnl     439     34 129.   5.01  9.02 rein
4 4 f     imm     316     4  71.2   4.33 NA    rein
5 5 f     l      435     26 192    5.15 NA    rein
6 6 f     pnl     388     6  NA     4.12  4.53 rein
7 7 f     mat     410     NA  76     5.1   33.9  foie
8 8 m     imm     355     NA  74.4   4.72  13.3 foie
9 9 m     imm     222     NA  0.09   9.5   2.89 foie
10 10 m    imm    412     9  85.6   5.42 NA    rein
```

```
# ... with 83 more rows
```

En particulier les variables Taille et Age sont considérées comme réelles dans dauphin mais comme entières (ce qui semble plus logique) dans dauphin2. Afin d'éviter les confusions dans la suite du document, nous allons supprimer dauphin2 en tapant :

```
rm(dauphin2)
```

Taper dauphin2 dans la console devrait maintenant produire une erreur :

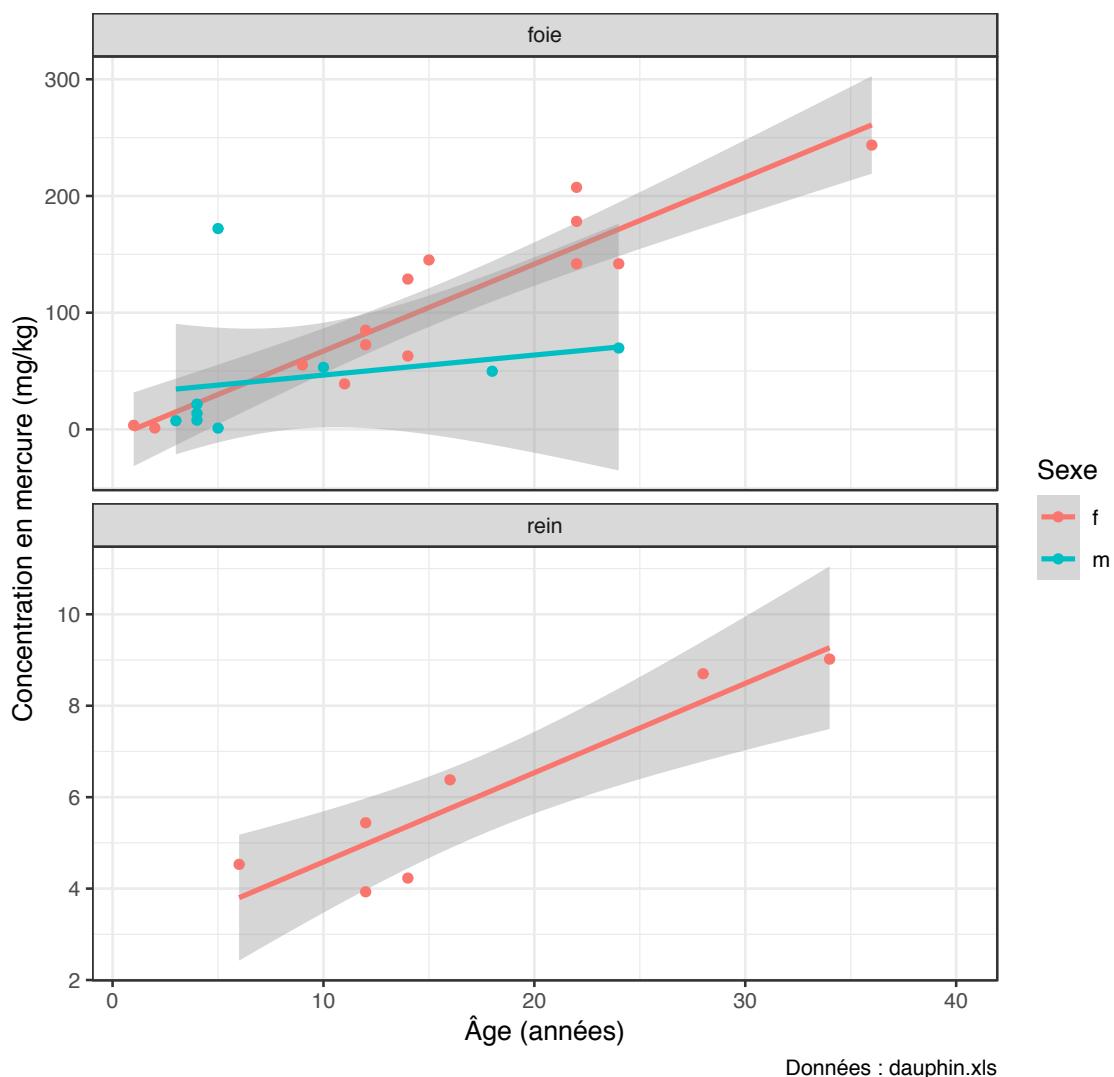
```
dauphin2
```

```
Error in eval(expr, envir, enclos): objet 'dauphin2' introuvable
```

5.3.4 Exercices

1. L'objet dauphin est-il “tidy” (autrement dit, s'agit-il de “données rangées”) ? Justifiez.
2. Produisez le graphique ci-dessous :

Évolution de la concentration en Mercure age l'âge chez Delphinus delphi



Données : dauphin.xls

Indice : les droites de régression avec les intervalles de confiance sont ajoutés grâce à la fonction `geom_smooth(method = "lm")`. 3. Importez dans R le jeu de données `whoTB.csv`. Ce jeu de données contient les cas de tuberculose (TB) rapportés par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS, ou WHO en anglais : World Health Organization). Les cas sont répertoriés par année, pays, âge, sexe, type de tuberculose et méthode de diagnostique. Selon vous, ce jeu de données est-il “rangé”? Pourquoi? 4. Si ce jeu de données n'est pas rangé, rangez-le en utilisant les fonctions du package `tidyverse` que nous avons découvertes dans ce chapitre : `gather()`, `spread()`, `separate()` et `unite()` (vous n'aurez pas nécessairement besoin d'utiliser ces 4 fonctions, et à l'inverse, certaines devront peut-être être utilisées plusieurs fois).

Pour vous aider, l'OMS donne la signification des codes utilisés en guise de noms pour la plupart des colonnes. Ainsi :

- new indique des nouveaux cas, old des anciens (ici, seuls les nouveaux cas sont rapportés)
- le type de cas est précisé ensuite :
 - sp signifie “Smear Positive” (tuberculose pulmonaire à frottis positif)

- sn signifie “Smear Negative” (tuberculose pulmonaire à frottis négatif)
- rel signifie “relapse” (rechute)
- ep signifie “Extra Pulmonary” (tuberculose extra-pulmonaire)
- le sexe est codé par m (male) ou f (female)
- enfin, les chiffres correspondent à des tranches d’âges : 014 signifie “de 0 à 14 ans”, “1524” signifie “de 15 à 24 ans”, etc.

Dans ces colonnes aux noms composés, les nombres de cas de tuberculose sont rapportés.

6 Tripatouiller les données avec dplyr

6.1 Pré-requis

Nous abordons ici une étape essentielle de toute analyse de données : la manipulation de tableaux, la sélection de lignes, de colonnes, la création de nouvelles variables, etc. Bien souvent, les données brutes que nous importons dans R ne sont pas utiles en l’état. Il nous faut parfois sélectionner seulement certaines lignes pour travailler sur une petite partie du jeu de données. Il nous faut parfois modifier des variables existantes (pour modifier les unités par exemple) ou en créer de nouvelles à partir des variables existantes. Nous avons aussi très souvent besoin de constituer des groupes et d’obtenir des statistiques descriptives pour chaque groupe (moyenne, écart-type, erreur type, etc). Nous verrons dans ce chapitre comment faire tout cela grâce au package `dplyr` qui fournit un cadre cohérent et des fonctions simples permettant d’effectuer tous les tripatouillages de données dont nous pourrons avoir besoin.

Dans ce chapitre, nous aurons besoin des packages suivants :

```
library(dplyr)
library(ggplot2)
library(nycflights13)
library(forcats)
```

6.2 Le pipe %>%

Avant d’entrer dans le vif du sujet, je souhaite introduire ici la notion de “pipe” (prononcer à l’anglo-saxonne). Le pipe est un opérateur que nous avons déjà vu apparaître à plusieurs reprises dans les chapitres précédents sans expliquer son fonctionnement.

Le pipe, noté `%>%`, peut être obtenu en pressant les touches `ctrl + shift + M` de votre clavier. Il permet d’enchaîner logiquement des actions les unes à la suite des autres. Globalement, le pipe prend l’objet situé à sa gauche, et le transmet à la fonction située à sa droite. En d’autres termes, les 2 expressions suivantes sont strictement équivalentes :

```
# Ici, "f" est une fonction quelconque, "x" et "y" sont 2 objets dont la fonction a besoin.

# Il s'agit d'un exemple fictif : ne tapez pas ceci dans votre script !
f(x, y)
x %>% f(y)
```

Travailler avec le pipe est très intéressant car toutes les fonctions de dplyr que nous allons décrire ensuite sont construites autour de la même syntaxe : on leur fournit un `data.frame` (ou encore mieux, un `tibble`), elles effectuent une opération et renvoient un nouveau `data.frame` (ou un nouveau `tibble`). Il est ainsi possible de créer des groupes de commandes cohérentes qui permettent, grâce à l'enchaînement d'étapes simples, d'aboutir à des résultats complexes.

De la même façon que le `+` permet d'ajouter une couche supplémentaire à un graphique `ggplot2`, le pipe `%>%` permet d'ajouter une opération supplémentaire dans un groupe de commandes.

Pour reprendre un exemple de la section 4.3 sur les nuages de points, nous avions commencé par créer un objet nommé `alaska_flights` à partir de l'objet `flights` :

```
alaska_flights <- flights %>%
  filter(carrier == "AS")
```

Nous avions ensuite créé notre premier nuage de points avec ce code :

```
ggplot(data = alaska_flights, mapping = aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point()
```

Nous savons maintenant qu'il n'est pas indispensable de faire figurer le nom des arguments `data =` et `mapping =`. Mais nous pouvons aller plus loin. En fait, il n'était même pas nécessaire de créer l'objet `alaska_flights` : nous aurions pu utiliser le pipe pour enchaîner les étapes suivantes :

1. On prend le tableau `flights`, *puis*
2. On filtre les données pour ne retenir que la compagnie aérienne AS, *puis*
3. On réalise le graphique

Voilà comment traduire cela avec le pipe :

```
flights %>%
  filter(carrier == "AS") %>%
  ggplot(aes(x = dep_delay, y = arr_delay)) +
  geom_point()
```

Notez bien qu'ici, aucun objet intermédiaire n'a été créé. Notez également que le premier argument de la fonction `ggplot()` a disparu : le pipe a fourni automatiquement à `ggplot()` les données générées au préalable (les données `flights` filtrées grâce à la fonction `filter()`).

Comme pour le `+` de `ggplot2`, il est conseillé de placer un seul pipe par ligne, de le placer en fin de ligne et de revenir à la ligne pour préciser l'étape suivante.

Toutes les commandes que nous utiliserons à partir de maintenant reposeront sur le pipe puisqu'il permet de rendre le code plus lisible.

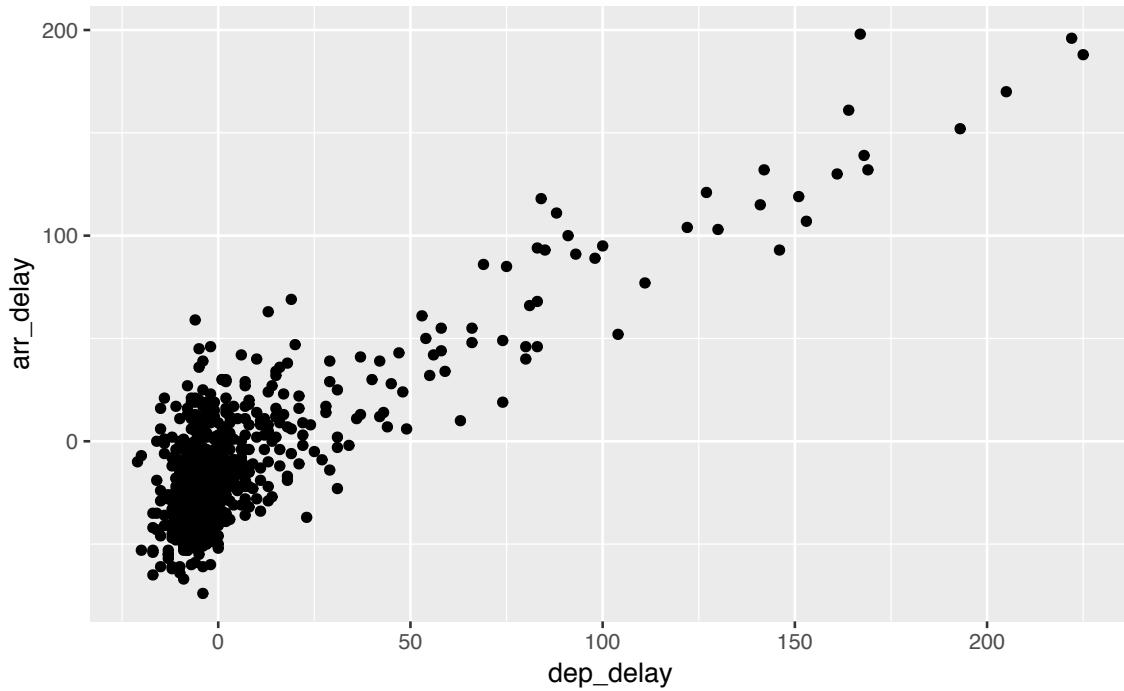


FIGURE 79 – Notre premier graphique, produit grâce au pipe

6.3 Les verbes du tripatouillage de données

Nous allons ici nous concentrer sur les fonctions les plus couramment utilisées pour manipuler et résumer des données. Nous verrons 6 verbes principaux, chacun correspondant à une fonction précise de dplyr. Chaque section de ce chapitre sera consacrée à la présentation d'un exemple utilisant un ou plusieurs de ces verbes.

Les 6 verbes sont :

1. `filter()` : choisir des lignes dans un tableau à partir de conditions spécifiques (filtrer).
2. `arrange()` : trier les lignes d'un tableau selon un ou plusieurs critères (arranger).
3. `select()` : sélectionner des colonnes d'un tableau.
4. `mutate()` : créer de nouvelles variables en transformant et combinant des variables existantes (muter).
5. `summarise()` : calculer des résumés statistiques des données (résumer). Souvent utilisé en combinaison avec `group_by()`, qui permet de constituer des groupes au sein des données.
6. `join()` : associer, fusionner 2 `data.frames` en faisant correspondre les éléments d'une colonne commune entre les 2 tableaux (joindre). Il y a de nombreuses façons de joindre des tableaux. Nous nous contenterons d'examiner les fonctions `left_join()` et `inner_join()`.

Toutes ces fonctions, tous ces verbes, sont utilisées de la même façon : on prend un `data.frame`, grâce au pipe, on le transmet à l'une de ces fonctions dont on précise les arguments entre parenthèses, la fonction nous renvoie un nouveau tableau modifié. Évidemment, on peut enchaîner les actions pour modifier plusieurs fois le même tableau, c'est tout l'intérêt du pipe.

Enfin, gardez en tête qu'il existe beaucoup plus de fonctions dans dplyr que les 6 que nous allons détailler ici. Nous verrons parfois quelques variantes, mais globalement, maîtriser ces 6 fonctions simples devrait vous permettre de conduire une très large gamme de manipulations de données, et ainsi vous faciliter la vie pour la production de graphiques et l'analyse statistique de vos données.

6.4 Filtrer des lignes avec filter()

6.4.1 Principe

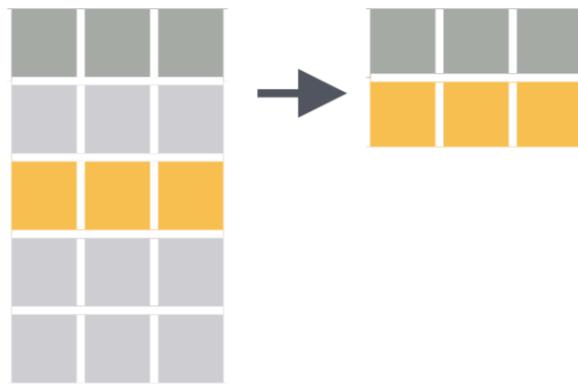


FIGURE 80 – Schéma de la fonction ‘filter()’ tiré de la ‘cheatsheet’ de ‘dplyr’ et ‘tidyverse’

Comme son nom l'indique, filter() permet de filtrer des lignes en spécifiant un ou des critères de tri portant sur une ou plusieurs variables. Nous avons déjà utilisé cette fonction à plusieurs reprises pour créer les jeux de données alaska_flights et small_weather :

```
alaska_flights <- flights %>%  
  filter(carrier == "AS")
```

```
small_weather <- weather %>%  
  filter(origin == "EWR",  
         month == 1,  
         day <= 15)
```

Dans les 2 cas, la première ligne de code nous permet :

1. d'indiquer le nom du nouvel objet dans lequel les données modifiées seront stockées (alaska_flights et small_weather)
2. d'indiquer de quel objet les données doivent être extraites (flights et weather)
3. de passer cet objet à la fonction suivante avec un pipe %>%

Le premier argument de la fonction filter() doit être le nom d'un data.frame ou d'un tibble. Ici, puisque nous utilisons le pipe, il est inutile de spécifier cet argument : c'est ce qui est placé à gauche du pipe qui est

utilisé comme premier argument de la fonction `filter()`. Les arguments suivants constituent la ou les conditions qui doivent être respectées par les lignes du tableau de départ afin d'être intégrées au nouveau tableau de données.

6.4.2 Exercice

Dans la section 3.3.1, nous avons utilisé la fonction `View` et l'application manuelle de filtres pour déterminer combien de vols avaient quitté l'aéroport JFK le 12 février 2013. En utilisant la fonction `filter()`, créez un objet nommé `JFK_12fev` qui contiendra les données de ces vols.

Vérifiez que cet objet contient bien 282 lignes.

6.4.3 Les conditions logiques

Dans la section 2.2.4.2, nous avons présenté en détail le fonctionnement des opérateurs de comparaison dans R. Relisez cette section si vous ne savez plus de quoi il s'agit. Les opérateurs de comparaison permettent de vérifier l'égalité ou l'inégalité entre des éléments. Ils renvoient TRUE ou FALSE et seront particulièrement utiles pour filtrer des lignes dans un tableau. Comme indiqué dans la section 2.2.4.2, voici la liste des opérateurs de comparaison usuels :

- `==` : égal à
- `!=` : différent de
- `>` : supérieur à
- `<` : inférieur à
- `>=` : supérieur ou égal à
- `<=` : inférieur ou égal à

À cette liste, nous pouvons ajouter quelques éléments utiles :

- `is.na()` : renvoie TRUE en cas de données manquantes.
- `!` : permet de tester le contraire d'une expression logique. Par exemple `!is.na()` renvoie TRUE s'il n'y a pas de données manquantes.
- `%in%` : permet de tester si l'élément de gauche est contenu dans la série d'éléments fournie à droite. Par exemple `2 %in% 1:5` renvoie TRUE, mais `2 %in% 5:10` renvoie FALSE.
- `|` : opérateur logique OU. Permet de tester qu'une condition OU une autre est remplie.
- `&` : opérateur logique ET. Permet de tester qu'une condition ET une autre sont remplies.

Voyons comment utiliser ces opérateurs avec la fonction `filter()`.

Dans le tableau `flights`, tous les vols prévus ont-ils effectivement décollé ? Une bonne façon de le savoir est de regarder si, pour la variable `dep_time` (heure de décollage), des données manquantes sont présentes :

```
flights %>%
  filter(is.na(dep_time))
```

```
# A tibble: 8,255 x 19
  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     1       NA        1630      NA      NA    1815
2 2013     1     1       NA        1935      NA      NA    2240
3 2013     1     1       NA        1500      NA      NA    1825
4 2013     1     1       NA        600       NA      NA     901
5 2013     1     2       NA        1540      NA      NA    1747
6 2013     1     2       NA        1620      NA      NA    1746
7 2013     1     2       NA        1355      NA      NA    1459
8 2013     1     2       NA        1420      NA      NA    1644
9 2013     1     2       NA        1321      NA      NA    1536
10 2013    1     2       NA        1545      NA      NA    1910
# ... with 8,245 more rows, and 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>
```

Seules les lignes contenant NA dans la colonne dep_time sont retenues. Il y a donc 8255 vols qui n'ont finalement pas décollé.

Dans le même ordre d'idée, y a t-il des vols qui ont décollé mais qui ne sont pas arrivés à destination ? Là encore, une façon d'obtenir cette information est de sélectionner les vols qui ont décollé (donc pour lesquels l'heure de décollage n'est pas manquante), mais pour lesquels l'heure d'atterrissement est manquante :

```
flights %>%
  filter(!is.na(dep_time),
        is.na(arr_time))
```

```
# A tibble: 458 x 19
  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     1     2016        1930      46      NA    2220
2 2013     1     2     2041        2045     -4      NA    2359
3 2013     1     2     2145        2129      16      NA     33
4 2013     1     9      615        615       0      NA    855
5 2013     1     9     2042        2040      2      NA    2357
6 2013     1    11     1344        1350     -6      NA   1518
7 2013     1    13     1907        1634     153      NA   1837
8 2013     1    13     2239        2159      40      NA     30
9 2013     1    16      837        840      -3      NA   1030
10 2013    1    25     1452        1500     -8      NA   1619
# ... with 448 more rows, and 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>
```

Notez l'utilisation du ! pour la première condition. Nous récupérons ici les lignes pour lesquelles dep_time

n'est pas NA et pour lesquelles arr_time est NA. Seules les lignes qui respectent cette double condition sont retenues. Cette syntaxe est équivalente à :

```
flights %>%
  filter(!is.na(dep_time) & is.na(arr_time))

# A tibble: 458 x 19
  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     1    2016         1930      46     NA       2220
2 2013     1     2    2041         2045      -4     NA       2359
3 2013     1     2    2145         2129      16     NA        33
4 2013     1     9     615         615       0     NA       855
5 2013     1     9    2042         2040      2     NA      2357
6 2013     1    11    1344         1350      -6     NA      1518
7 2013     1    13    1907         1634      153    NA      1837
8 2013     1    13    2239         2159      40     NA        30
9 2013     1    16     837         840      -3     NA      1030
10 2013    1    25    1452         1500      -8     NA      1619
# ... with 448 more rows, and 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>
```

Dans la fonction `filter()`, séparer plusieurs conditions par des virgules signifie que seules les lignes qui remplissent toutes les conditions seront retenues. C'est donc l'équivalent du ET logique.

Il y a donc 458 vols qui ne sont pas arrivés à destination (soit moins de 0,2% des vols au départ de New York en 2013). Selon vous, quelles raisons peuvent expliquer qu'un vol qui a décollé n'ait pas d'heure d'atterrissement ?

Enfin, pour illustrer l'utilisation de `|` (le OU logique) et de `%in%`, imaginons que nous souhaitions extraire les informations des vols ayant quitté l'aéroport JFK à destination d'Atlanta, Géorgie (ATL) et de Seattle, Washington (SEA), aux mois d'octobre, novembre et décembre :

```
atl_sea_fall <- flights %>%
  filter(origin == "JFK",
        dest == "ATL" | dest == "SEA",
        month >= 10)

atl_sea_fall

# A tibble: 962 x 19
  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     10     1    638         640      -2     839       905
2 2013     10     1    729         735      -6    1049      1040
3 2013     10     1    824         830      -6    1030      1059
4 2013     10     1    853         900      -7    1217      1157
5 2013     10     1   1328        1330      -2    1543      1553
```

```

6 2013 10 1 1459 1500 -1 1817 1829
7 2013 10 1 1544 1545 -1 1815 1819
8 2013 10 1 1754 1800 -6 2102 2103
9 2013 10 1 1825 1830 -5 2159 2150
10 2013 10 1 1841 1840 1 2058 2116
# ... with 952 more rows, and 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>

```

Examinez ce tableau avec `View()` pour vérifier que la variable `dest` contient bien uniquement les codes ATL et SEA correspondant aux 2 aéroports qui nous intéressent. Nous avons extrait ici les vols à destination d'Atlanta **et** Seattle, pourtant, il nous a fallu utiliser le OU logique. Car chaque vol n'a qu'une unique destination, or nous souhaitons récupérer toutes les lignes pour lesquelles la destination est soit ATL, soit SEA (l'une **ou** l'autre).

Une autre solution pour obtenir le même tableau est de remplacer l'expression contenant `|` par une expression contenant `%in%`:

```

atl_sea_fall12 <- flights %>%
  filter(origin == "JFK",
        dest %in% c("ATL", "SEA"),
        month >= 10)
atl_sea_fall12

# A tibble: 962 x 19
#>   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    10     1      638           640      -2       839          905
#> 2 2013    10     1      729           735      -6      1049         1040
#> 3 2013    10     1      824           830      -6      1030         1059
#> 4 2013    10     1      853           900      -7      1217         1157
#> 5 2013    10     1     1328          1330      -2      1543         1553
#> 6 2013    10     1     1459          1500      -1      1817         1829
#> 7 2013    10     1     1544          1545      -1      1815         1819
#> 8 2013    10     1     1754          1800      -6      2102         2103
#> 9 2013    10     1     1825          1830      -5      2159         2150
#> 10 2013   10     1     1841          1840      1      2058         2116
# ... with 952 more rows, and 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>

```

Ici, toutes les lignes du tableau dont la variable `dest` est égale à un élément du vecteur `c("ATL", "SEA")` sont retenues. L'utilisation du OU logique eut été source d'erreur. Je préfère donc utiliser `%in%` qui me semble plus parlant. La fonction `identical()` nous confirme que les deux façons de faire produisent exactement le même résultat, libre à vous de privilégier la méthode qui vous convient le mieux :

```
identical(atl_sea_fall, atl_sea_fall2)  
[1] TRUE
```

6.5 Créer des résumés avec summarise() et group_by()

6.5.1 Principe de la fonction summarise()

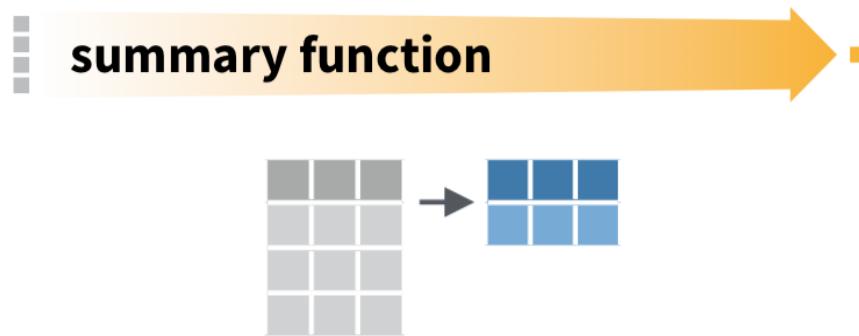


FIGURE 81 – Schéma de la fonction ‘summarise()’ tiré de la ‘cheatsheet’ de ‘dplyr’ et ‘tidyr’

La figure 81 ci-dessus indique comment fonctionne la fonction `summarise()` : elle prend plusieurs valeurs (potentiellement, un très grand nombre) et les réduit à une unique valeur qui les résume. Lorsque l'on applique cette démarche à plusieurs colonnes d'un tableau, on obtient un tableau qui ne contient plus qu'une unique ligne de résumé.

La valeur qui résume les données est choisie par l'utilisateur. Il peut s'agir par exemple d'un calcul moyenne ou de variance, il peut s'agir de calculer une somme, ou d'extraire la valeur maximale ou minimale, ou encore, il peut tout simplement s'agir de déterminer un nombre d'observations.

Ainsi, pour connaître la température moyenne et l'écart-type des températures dans les aéroports de New York, il suffit d'utiliser le tableau `weather` et sa variable `temp` que nous avons déjà utilisés dans les chapitres précédents :

```
weather %>%  
  summarise(moyenne = mean(temp),  
            ecart_type = sd(temp))
```

```
# A tibble: 1 x 2  
moyenne ecart_type  
<dbl>      <dbl>  
1       NA        NA
```

Les fonctions `mean()` et `sd()` permettent de calculer une moyenne et un écart-type respectivement. Ici, les valeurs rentrées sont `NA` car une valeur de température est manquante :

```

weather %>%
  filter(is.na(temp))

# A tibble: 1 x 15
  origin year month   day hour temp dewp humid wind_dir wind_speed wind_gust
  <chr>  <dbl> <dbl> <int> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>
1 EWR      2013     8     22     9     NA     NA     NA      320      12.7      NA
# ... with 4 more variables: precip <dbl>, pressure <dbl>, visib <dbl>,
#   time_hour <dttm>

```

Pour obtenir les valeurs souhaitées, il faut indiquer à R d'exclure les valeurs manquantes lors des calculs de moyenne et écart-types :

```

weather %>%
  summarise(moyenne = mean(temp, na.rm = TRUE),
            ecart_type = sd(temp, na.rm = TRUE))

```

```

# A tibble: 1 x 2
  moyenne ecart_type
  <dbl>       <dbl>
1      55.3        17.8

```

La température moyenne est donc de 55.3 degrés Farenheit et l'écart-type vaut 17.8 degrés Farenheit.

6.5.2 Intérêt de la fonction group_by()

La fonction devient particulièrement puissante lorsqu'elle est combinée avec la fonction `group_by()` :



FIGURE 82 – (ref :groupby)

Comme son nom l'indique, la fonction `group_by()` permet de créer des sous-groupes dans un tableau, afin que le résumé des données soit calculé pour chacun des sous-groupes plutôt que sur l'ensemble du tableau. En ce sens, son fonctionnement est analogue à celui des facets de `ggplot2` qui permettent de scinder les données d'un graphique en plusieurs sous-groupes.

Pour revenir à l'exemple des températures, imaginons que nous souhaitions calculer les températures moyennes et les écart-types pour chaque mois de l'année. Voilà comment procéder :

```
weather %>%
  group_by(month) %>%
  summarise(moyenne = mean(temp, na.rm = TRUE),
            ecart_type = sd(temp, na.rm = TRUE))
```

```
# A tibble: 12 x 3
  month moyenne ecart_type
  <dbl>    <dbl>      <dbl>
1     1     35.6      10.2
2     2     34.3      6.98
3     3     39.9      6.25
4     4     51.7      8.79
5     5     61.8      9.68
6     6     72.2      7.55
7     7     80.1      7.12
8     8     74.5      5.19
9     9     67.4      8.47
10    10    60.1      8.85
11    11    45.0      10.4
12    12    38.4      9.98
```

Ici, les étapes sont les suivantes :

1. On prend le tableau `weather`, *puis*
2. On groupe les données selon la variable `month`, *puis*
3. On résume les données groupées sous la forme de moyennes et d'écart-types

Nous pouvons aller plus loin. Ajoutons à ce résumé 2 variables supplémentaires : le nombre de mesures et l'**erreur standard** (notée `se`), qui peut être calculée de la façon suivante :

$$se \approx \frac{s}{\sqrt{n}}$$

avec s , l'écart-type de l'échantillon et n , la taille de l'échantillon. Cette grandeur est très importante en statistique puisqu'elle nous permet de quantifier l'**imprécision** de la moyenne. Elle intervient d'ailleurs dans le calcul de l'intervalle de confiance de la moyenne d'un échantillon. Nous allons donc calculer ici ces résumés, et nous donnerons un nom au tableau créé pour pouvoir ré-utiliser ces statistiques descriptives :

```
monthly_temp <- weather %>%
  group_by(month) %>%
  summarise(moyenne = mean(temp, na.rm = TRUE),
            ecart_type = sd(temp, na.rm = TRUE),
            nb_obs = n(),
```

```

        erreur_std = ecart_type / sqrt(nb_obs)
monthly_temp

# A tibble: 12 x 5
  month moyenne ecart_type nb_obs erreur_std
  <dbl>   <dbl>     <dbl>   <int>      <dbl>
1     1     35.6      10.2    2226      0.217
2     2     34.3       6.98    2010      0.156
3     3     39.9       6.25    2227      0.132
4     4     51.7       8.79    2159      0.189
5     5     61.8       9.68    2232      0.205
6     6     72.2       7.55    2160      0.162
7     7     80.1       7.12    2228      0.151
8     8     74.5       5.19    2217      0.110
9     9     67.4       8.47    2159      0.182
10    10    60.1       8.85    2212      0.188
11    11    45.0      10.4    2141      0.226
12    12    38.4       9.98    2144      0.216

```

Vous constatez ici que nous avons 4 statistiques descriptives pour chaque mois de l'année. Deux choses sont importantes à retenir ici :

1. on peut obtenir le nombre d'observations dans chaque sous-groupe d'un tableau groupé en utilisant la fonction `n()`. Cette fonction n'a besoin d'aucun argument : elle détermine automatiquement la taille des groupes créés par `group_by()`.
2. on peut créer de nouvelles variables en utilisant le nom de variables créées auparavant. Ainsi, nous avons créé la variable `erreur_std` en utilisant deux variables créées au préalable : `ecart-type` et `nb_obs`

6.5.3 Ajouter des barres d'erreurs sur un graphique

Ce jeu de données contient donc les données nécessaires pour nous permettre de visualiser sur un graphique l'évolution des températures moyennes enregistrées dans les 3 aéroports de New York en 2013. Outre les température moyennes, nous devons faire figurer l'imprécision des estimations de moyenne avec des barres d'erreur (à l'aide de la fonction `geom_inerange()`). Comme expliqué plus haut, l'imprécision des moyennes calculées est estimée grâce à l'erreur standard. Toutefois, ici, les imprécisions sont tellement faibles que les barres d'erreurs resteront invisibles :

```

monthly_temp %>%
  ggplot(aes(x = factor(month), y = moyenne, group = 1)) +
  geom_line() +
  geom_point() +
  geom_linerange(aes(ymin = moyenne - erreur_std,
                     ymax = moyenne + erreur_std),
                 color = "red")

```

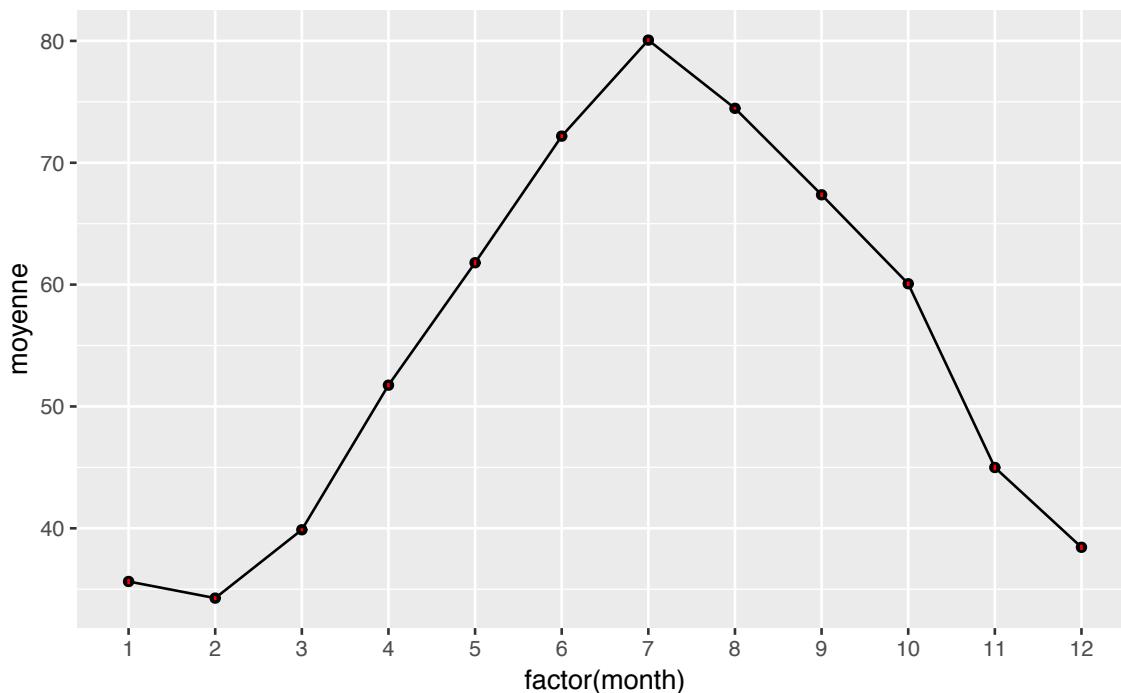


FIGURE 83 – Évolution des températures moyenne dans 3 aéroports de New York en 2013

Vous remarquerez que :

1. j'associe factor(month), et non simplement month, à l'axe des x afin d'avoir, sur l'axe des abscisses, des chiffres cohérents allant de 1 à 12, et non des chiffres à virgule
2. l'argument group = 1 doit être ajouté pour que la ligne reliant les points apparaisse. En effet, les lignes sont censées relier des points qui appartiennent à une même série temporelle. Or ici, nous avons transformé month en facteur. Préciser group = 1 permet d'indiquer à geom_line() que toutes les catégories du facteur month appartiennent au même groupe, que ce facteur peut être considéré comme une variable continue, et qu'il est donc correct de relier les points.
3. la fonction geom_linerange() contient de nouvelles caractéristiques esthétiques qu'il nous faut obligatoirement renseigner : les extrémités inférieures et supérieures des barres d'erreur. Il nous faut donc associer 2 variables à ces caractéristiques esthétiques. Ici, nous utilisons moyenne - erreur_std pour la borne inférieure des barres d'erreur, et moyenne + erreur_std pour la borne supérieure. Les variables moyenne et erreur_std faisant partie du tableau monthly_temp, geom_linerange() les trouve sans difficulté.
4. les barres d'erreur produites sont minuscules. Je les ai fait apparaître en rouge afin de les rendre visibles, mais même comme cela, il faut zoomer fortement pour les distinguer. Afin de rendre l'utilisation de geom_linerange() plus explicite, je produis ci-dessous un autre graphique en remplaçant les erreurs standard par les écarts-types en guise de barres d'erreur. Attention, ce n'est pas correct d'un point de vue statistique! Les barres d'erreur doivent permettre de visualiser l'imprécision de la moyenne. C'est donc bien les erreurs standard qu'il faut faire figurer en guise de barres d'erreurs et non les écarts-types. Le graphique ci-dessous ne figure donc qu'à titre d'exemple, afin d'illustrer de façon plus parlante le fonctionnement de la fonction geom_linerange() :

```

monthly_temp %>%
  ggplot(aes(x = factor(month), y = moyenne, group = 1)) +
  geom_line() +
  geom_point() +
  geom_linerange(aes(ymin = moyenne - ecart_type, ymax = moyenne + ecart_type)) +
  labs(x = "Mois",
       y = "Température (oFarenheit)",
       title = "Évolution des températures dans 3 aéroports de New York en 2013",
       subtitle = "Attention : les barres d'erreurs sont les écarts-types.\nIl faut normalement faire f")

```

Évolution des températures dans 3 aéroports de New York en 2013

Attention : les barres d'erreurs sont les écarts-types.

Il faut normalement faire figurer les erreurs standard.

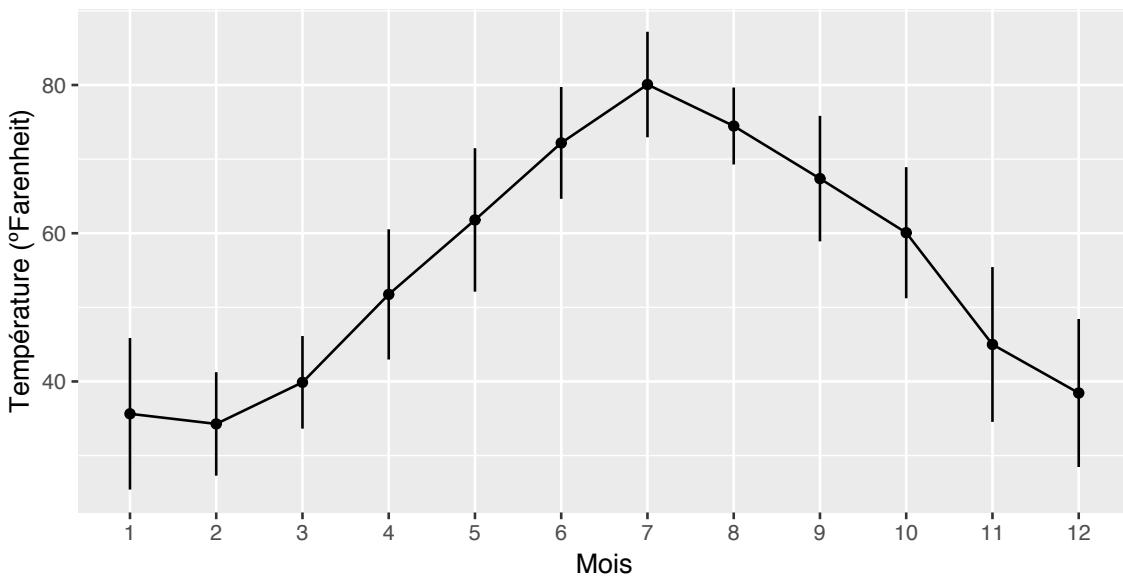


FIGURE 84 – Évolution des températures moyenne dans 3 aéroports de New York en 2013

6.5.4 Grouper par plus d'une variable

Jusqu'ici, nous avons groupé les données de température par mois. Il est tout à fait possible de grouper les données par plus d'une variable, par exemple, par mois et par aéroport d'origine :

```

monthly_orig_temp <- weather %>%
  group_by(origin, month) %>%
  summarise(moyenne = mean(temp, na.rm = TRUE),
            ecart_type = sd(temp, na.rm = TRUE),
            nb_obs = n(),
            erreur_std = ecart_type / sqrt(nb_obs))
monthly_orig_temp

```

```

# A tibble: 36 x 6
# Groups:   origin [?]
  origin month moyenne ecart_type nb_obs erreur_std
  <chr>   <dbl>    <dbl>      <dbl>   <int>      <dbl>
1 EWR       1     35.6     10.8     742     0.396
2 EWR       2     34.3      7.28     669     0.282
3 EWR       3     40.1      6.72     743     0.247
4 EWR       4     53.0      9.60     720     0.358
5 EWR       5     63.3     10.6     744     0.389
6 EWR       6     73.3      8.05     720     0.300
7 EWR       7     80.7      7.37     741     0.271
8 EWR       8     74.5      5.87     740     0.216
9 EWR       9     67.3      9.32     719     0.348
10 EWR      10    59.8      9.79     736     0.361
# ... with 26 more rows

```

En plus de la variable `month`, la tableau `monthly_orig_temp` contient une variable `origin`. Les statistiques que nous avons calculées plus tôt sont maintenant disponibles pour chaque mois et chacun des 3 aéroports de New York. Nous pouvons utiliser ces données pour comparer les 3 aéroports :

```

monthly_orig_temp %>%
  ggplot(aes(x = factor(month), y = moyenne, group = origin, color = origin)) +
  geom_line() +
  geom_point() +
  geom_linerange(aes(ymin = moyenne - ecart_type, ymax = moyenne + ecart_type)) +
  labs(x = "Mois",
       y = "Température (°Farenheit)",
       title = "Évolution des températures dans 3 aéroports de New York en 2013",
       subtitle = "Attention : les barres d'erreurs sont les écarts-types.\nIl faut normalement faire f"

```

Notez que j'utilise maintenant `group = origin` et non plus `group = 1`. Ici, les températures des 3 aéroports sont tellement similaires que les courbes sont difficiles à distinguer. Nous pouvons donc utiliser `facet_wrap()` pour tenter d'améliorer la visualisation :

```

monthly_orig_temp %>%
  ggplot(aes(x = factor(month), y = moyenne, group = origin, color = origin)) +
  geom_line() +
  geom_point() +
  geom_linerange(aes(ymin = moyenne - ecart_type, ymax = moyenne + ecart_type)) +
  facet_wrap(~origin, ncol = 1) +
  labs(x = "Mois",
       y = "Température (°Farenheit)",
       title = "Évolution des températures dans 3 aéroports de New York en 2013",
       subtitle = "Attention : les barres d'erreurs sont les écarts-types.\nIl faut normalement faire f"

```

Enfin, lorsque nous groupons par plusieurs variables, il peut être utile de présenter les résultats sous la forme

Évolution des températures dans 3 aéroports de New York en 2013

Attention : les barres d'erreurs sont les écarts-types.

Il faut normalement faire figurer les erreurs standard.

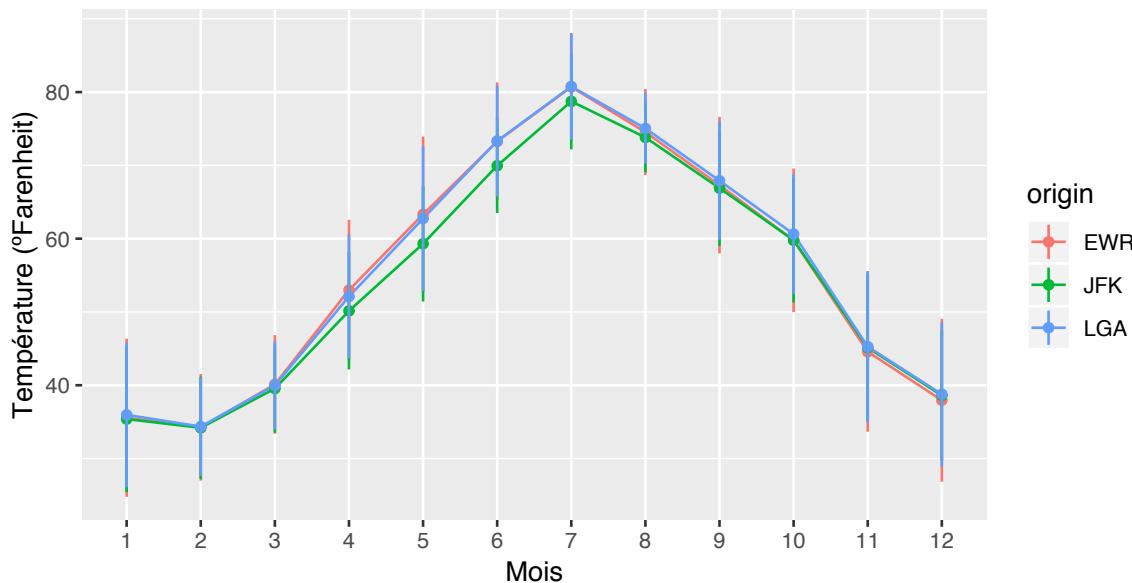


FIGURE 85 – Évolution des températures moyenne dans 3 aéroports de New York en 2013

d'un tableau large (grâce à la fonction `spread()`, voir section 5.2.2) pour l'intégration dans un rapport par exemple :

```
weather %>%
  group_by(origin, month) %>%
  summarise(moyenne = mean(temp, na.rm = TRUE)) %>%
  spread(origin, moyenne)
```

```
# A tibble: 12 x 4
  month   EWR    JFK    LGA
  <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
1     1  35.6  35.4  36.0
2     2  34.3  34.2  34.4
3     3  40.1  39.5  40.0
4     4  53.0  50.1  52.1
5     5  63.3  59.3  62.8
6     6  73.3  70.0  73.3
7     7  80.7  78.7  80.8
8     8  74.5  73.8  75.0
9     9  67.3  66.9  67.9
10    10  59.8  59.8  60.6
11    11  44.6  45.1  45.3
12    12  38.0  38.6  38.8
```

Évolution des températures dans 3 aéroports de New York en 2013

Attention : les barres d'erreurs sont les écarts-types.

Il faut normalement faire figurer les erreurs standard.

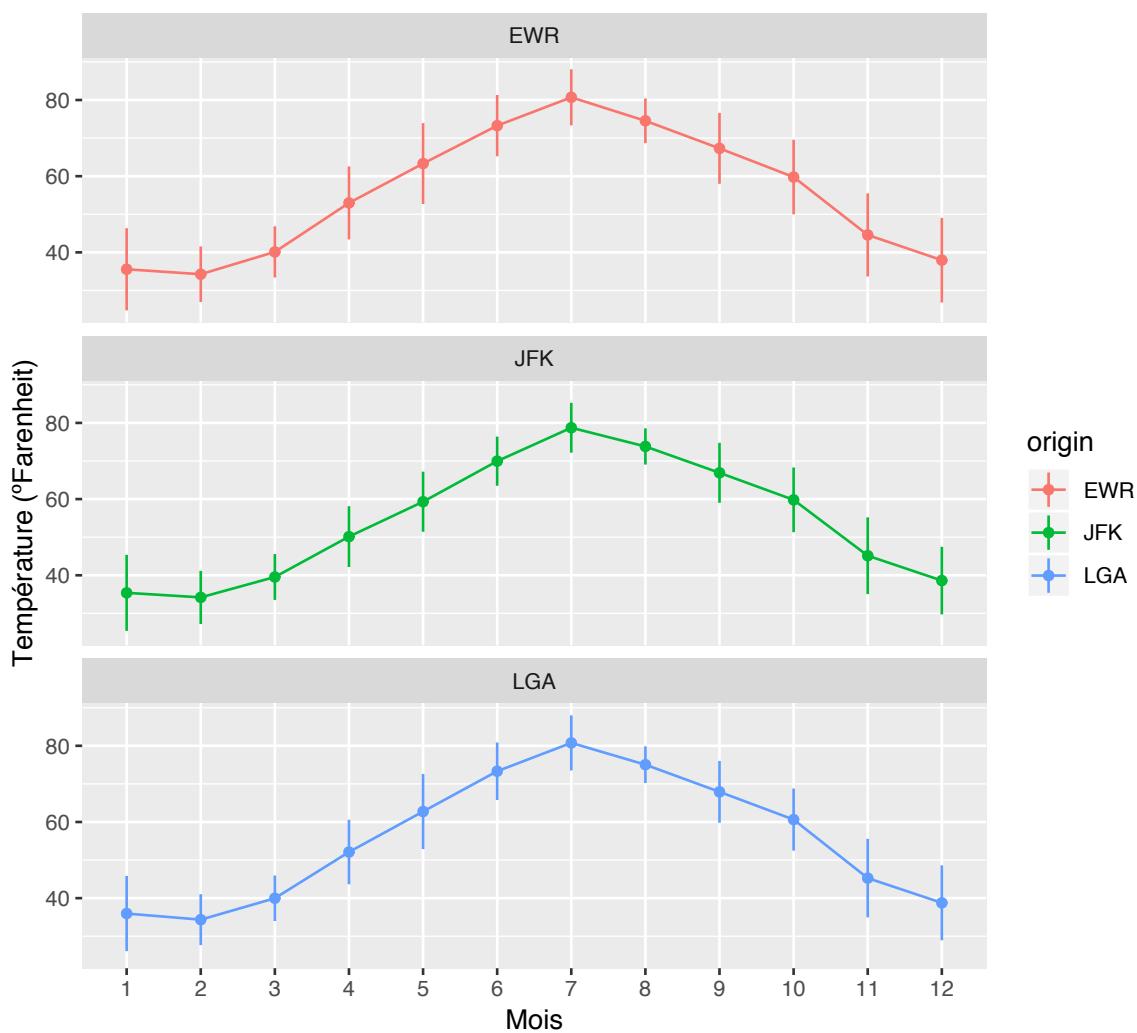


FIGURE 86 – Évolution des températures moyenne dans 3 aéroports de New York en 2013

Sous cette forme, les données ne sont plus “rangées”, nous n'avons plus des “tidy data”, mais nous avons un tableau plus synthétique, facile à inclure dans un rapport.

6.5.5 Un raccourci pratique pour compter des effectifs

Il est tellement fréquent d'avoir à grouper des données en fonction d'une variable puis à compter le nombre d'observations dans chaque catégorie avec `n()` que `dplyr` nous fournit un raccourci : la fonction `count()`.

Ce code :

```
weather %>%
  group_by(month) %>%
  summarise(n = n())
```

```
# A tibble: 12 x 2
  month     n
  <dbl> <int>
1     1    2226
2     2    2010
3     3    2227
4     4    2159
5     5    2232
6     6    2160
7     7    2228
8     8    2217
9     9    2159
10    10   2212
11    11   2141
12    12   2144
```

est équivalent à celui-ci :

```
weather %>%
  count(month)
```

```
# A tibble: 12 x 2
  month     n
  <dbl> <int>
1     1    2226
2     2    2010
3     3    2227
4     4    2159
5     5    2232
6     6    2160
7     7    2228
8     8    2217
```

```
9      9  2159
10     10  2212
11     11  2141
12     12  2144
```

Comme avec `group_by()`, il est bien sûr possible d'utiliser `count()` avec plusieurs variables :

```
weather %>%
  group_by(origin, month) %>%
  summarise(nombre = n())
```

```
# A tibble: 36 x 3
# Groups:   origin [?]
  origin month nombre
  <chr>   <dbl>  <int>
1 EWR      1     742
2 EWR      2     669
3 EWR      3     743
4 EWR      4     720
5 EWR      5     744
6 EWR      6     720
7 EWR      7     741
8 EWR      8     740
9 EWR      9     719
10 EWR     10    736
# ... with 26 more rows
```

6.5.6 Exercices

1. Faites un tableau indiquant combien de vols ont été annulés après le décollage, pour chaque compagnie aérienne. Vous devriez obtenir le tableau suivant :

```
# A tibble: 13 x 2
  carrier cancelled
  <chr>      <int>
1 9E          71
2 AA          34
3 B6          32
4 DL          15
5 EV         105
6 F9           1
7 FL           6
8 MQ          87
9 UA          63
10 US         31
```

```

11 VX          4
12 WN          8
13 YV          1

```

2. Faites un tableau indiquant les vitesses de vents minimales, maximales et moyennes, enregistrées chaque mois dans chaque aéroport de New York. Votre tableau devrait ressembler à ceci :

```

# A tibble: 36 x 5
# Groups:   origin [?]
  origin month max_wind min_wind moy_wind
  <chr>   <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>
1 EWR      1     42.6      0     9.87
2 EWR      2    1048.      0    12.2
3 EWR      3     29.9      0    11.6
4 EWR      4     25.3      0    9.63
5 EWR      5     33.4      0    8.49
6 EWR      6     34.5      0    9.55
7 EWR      7     20.7      0    9.15
8 EWR      8     21.9      0    7.62
9 EWR      9     23.0      0    8.03
10 EWR     10    26.5      0    8.32
# ... with 26 more rows

```

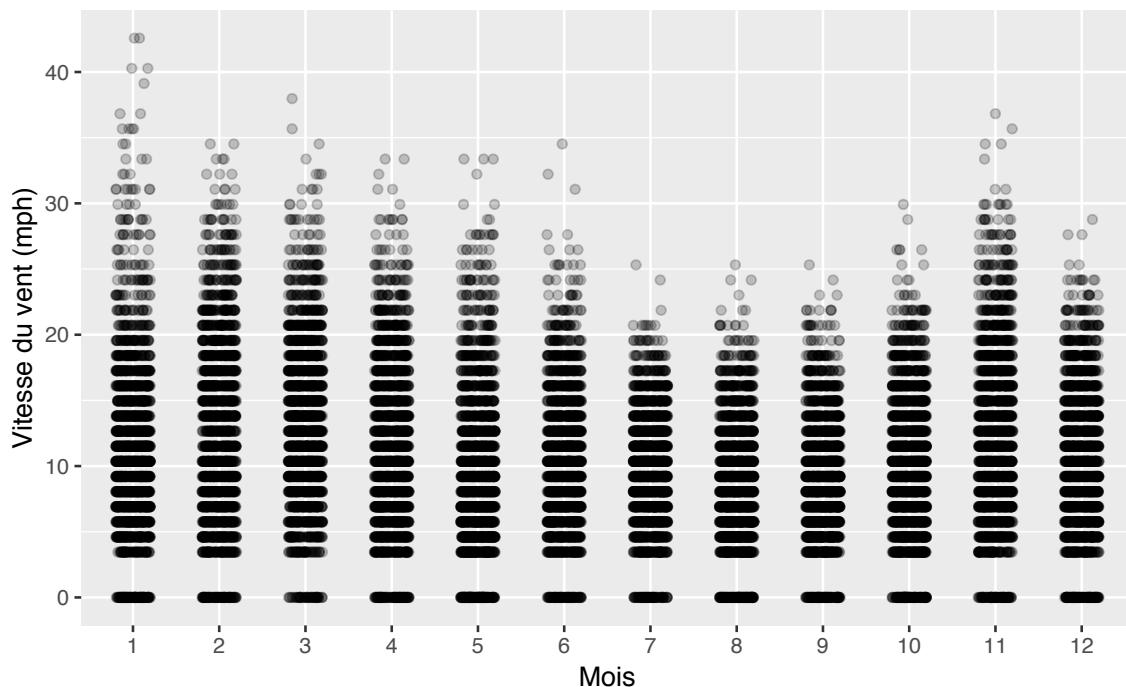
3. Sachant que les vitesses du vent sont exprimées en miles par heure, certaines valeurs sont-elles surprenantes ? À l'aide de la fonction `filter()`, éliminez la ou les valeurs aberrantes. Vous devriez obtenir ce tableau :

```

# A tibble: 36 x 5
# Groups:   origin [?]
  origin month max_wind min_wind moy_wind
  <chr>   <dbl>    <dbl>    <dbl>    <dbl>
1 EWR      1     42.6      0     9.87
2 EWR      2     31.1      0    10.7
3 EWR      3     29.9      0    11.6
4 EWR      4     25.3      0    9.63
5 EWR      5     33.4      0    8.49
6 EWR      6     34.5      0    9.55
7 EWR      7     20.7      0    9.15
8 EWR      8     21.9      0    7.62
9 EWR      9     23.0      0    8.03
10 EWR     10    26.5      0    8.32
# ... with 26 more rows

```

4. En utilisant les données de vitesse de vent du tableau `weather`, produisez le graphique suivant :



Indications :

- les vitesses de vent aberrantes ont été éliminées grâce à la fonction `filter()`
- la fonction `geom_jitter()` a été utilisée avec l'argument `height = 0`
- la transparence des points est fixée à 0.2

Selon vous, pourquoi les points sont-ils organisés en bandes horizontales?

Selon vous, pourquoi n'y a t'il jamais de vent entre 0 et environ 3 miles à l'heure (mph)?

Sachant qu'en divisant des mph par 1.151 on obtient des vitesses en noeuds, que nous apprend cette commande :

```
sort(unique(weather$wind_speed)) / 1.151
```

[1]	0.000000	2.999427	3.999235	4.999044	5.998853	6.998662
[7]	7.998471	8.998280	9.998089	10.997897	11.997706	12.997515
[13]	13.997324	14.997133	15.996942	16.996751	17.996560	18.996368
[19]	19.996177	20.995986	21.995795	22.995604	23.995413	24.995222
[25]	25.995030	26.994839	27.994648	28.994457	29.994266	30.994075
[31]	31.993884	32.993692	33.993501	34.993310	36.992928	910.825873

6.6 Sélectionner des variables avec `select()`

Il n'est pas rare de travailler avec des tableaux contenant des centaines, voir des milliers de colonnes. Dans de tels cas, il peut être utile de réduire le jeu de données aux variables qui vous intéressent. Le rôle de la fonction `select()` est de retenir uniquement les colonnes dont on a spécifié le nom, afin de recentrer l'analyse sur les variables utiles.



FIGURE 87 – Schéma de la fonction ‘select()’ tiré de la ‘cheatsheet’ de ‘dplyr’ et ‘tidyR’

`select()` n'est pas particulièrement utile pour le jeu de données `flights` puisqu'il ne contient que 19 variables. Toutefois, on peut malgré tout comprendre le fonctionnement général. Par exemple, pour sélectionner uniquement les colonnes `year`, `month` et `day`, on tape :

```
# Sélection de variables par leur nom
flights %>%
  select(year, month, day)
```

```
# A tibble: 336,776 x 3
  year month   day
  <int> <int> <int>
1 2013     1     1
2 2013     1     1
3 2013     1     1
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
# ... with 336,766 more rows
```

Puisque ces 3 variables sont placées les unes à côté des autres dans le tableau `flights`, on peut utiliser la notation : pour les sélectionner :

```
# Sélection de toutes les variables entre `year` et `day` (inclus)
flights %>%
  select(year:day)
```

```
# A tibble: 336,776 x 3
  year month   day
  <int> <int> <int>
1 2013     1     1
2 2013     1     1
3 2013     1     1
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
# ... with 336,766 more rows

À l'inverse, si on veut supprimer certaines colonnes, on peut utiliser la notation - :

# Sélection de toutes les variables de `flights` à l'exception
# de celles comprises entre `year` et `day` (inclus)
flights %>%
  select(-(year:day))

# A tibble: 336,776 x 16
  dep_time sched_dep_time dep_delay arr_time sched_arr_time arr_delay carrier
    <int>        <int>     <dbl>    <int>        <int>      <dbl> <chr>
1      517          515       2     830        819       11  UA
2      533          529       4     850        830       20  UA
3      542          540       2     923        850       33  AA
4      544          545      -1    1004       1022      -18  B6
5      554          600      -6     812        837      -25  DL
6      554          558      -4     740        728       12  UA
7      555          600      -5     913        854       19  B6
8      557          600      -3     709        723      -14  EV
9      557          600      -3     838        846       -8  B6
10     558          600      -2     753        745        8  AA
# ... with 336,766 more rows, and 9 more variables: flight <int>,
#   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
#   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

```

Il y a beaucoup de fonctions permettant de sélectionner des variables dont le noms respectent certains critères.
Par exemple :

- `starts_with("abc")` : renvoie toutes les variables dont les noms commencent par “abc”
- `ends_with("xyz")` : renvoie toutes les variables dont les noms se terminent par “xyz”
- `contains("ijk")` : renvoie toutes les variables dont les noms contiennent “ijk”

Il en existe beaucoup d'autres. Vous pouvez consulter l'aide de `?select()` pour en savoir plus.

Ainsi, il est par exemple possible d'extraire toutes les variables contenant le mot “time” ainsi :

```

flights %>%
  select(contains("time"))

# A tibble: 336,776 x 6
  dep_time sched_dep_time arr_time sched_arr_time air_time time_hour
    <int>        <int>     <dbl>        <int>      <dbl>      <dbl>
1      517          515       2     830        819       11
2      533          529       4     850        830       20
3      542          540       2     923        850       33
4      544          545      -1    1004       1022      -18
5      554          600      -6     812        837      -25
6      554          558      -4     740        728       12
7      555          600      -5     913        854       19
8      557          600      -3     709        723      -14
9      557          600      -3     838        846       -8
10     558          600      -2     753        745        8
# ... with 336,766 more rows, and 9 more variables: flight <int>,
#   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>,
#   hour <dbl>, minute <dbl>, time_hour <dttm>

```

```

<int> <int> <int> <int> <dbl> <dttm>
1    517    515    830    819    227 2013-01-01 05:00:00
2    533    529    850    830    227 2013-01-01 05:00:00
3    542    540    923    850    160 2013-01-01 05:00:00
4    544    545   1004   1022    183 2013-01-01 05:00:00
5    554    600    812    837    116 2013-01-01 06:00:00
6    554    558    740    728    150 2013-01-01 05:00:00
7    555    600    913    854    158 2013-01-01 06:00:00
8    557    600    709    723     53 2013-01-01 06:00:00
9    557    600    838    846    140 2013-01-01 06:00:00
10   558    600    753    745    138 2013-01-01 06:00:00
# ... with 336,766 more rows

```

Évidemment, le tableau flights n'est pas modifié par cette opération : il contient toujours les 19 variables de départ. Pour travailler avec ces tableaux de données contenant moins de variables, il faut les stocker dans un nouvel objet en leur donnant un nom :

```

flights_time <- flights %>%
  select(contains("time"))

```

Enfin, on peut utiliser select() pour renommer des variables. Mais ce n'est que rarement utile car select() élimine toutes les variables qui n'ont pas été explicitement nommées :

```

flights %>%
  select(year:day,
        heure_depart = dep_time,
        retard_depart = dep_delay)

```

```

# A tibble: 336,776 x 5
  year month day heure_depart retard_depart
  <int> <int> <int>       <int>        <dbl>
1 2013     1     1        517         2
2 2013     1     1        533         4
3 2013     1     1        542         2
4 2013     1     1        544        -1
5 2013     1     1        554        -6
6 2013     1     1        554        -4
7 2013     1     1        555        -5
8 2013     1     1        557        -3
9 2013     1     1        557        -3
10 2013    1     1        558        -2
# ... with 336,766 more rows

```

Il est donc généralement préférable d'utiliser rename() pour renommer certaines variables sans en éliminer aucune :

```

flights %>%
  rename(heure_depart = dep_time,
        retard_depart = dep_delay)

# A tibble: 336,776 x 19
   year month   day heure_depart sched_dep_time retard_depart arr_time
   <int> <int> <int>      <int>          <int>       <dbl>      <int>
1  2013     1     1        517         515           2      830
2  2013     1     1        533         529           4      850
3  2013     1     1        542         540           2      923
4  2013     1     1        544         545          -1     1004
5  2013     1     1        554         600          -6      812
6  2013     1     1        554         558          -4      740
7  2013     1     1        555         600          -5      913
8  2013     1     1        557         600          -3      709
9  2013     1     1        557         600          -3      838
10 2013     1     1        558         600          -2      753
# ... with 336,766 more rows, and 12 more variables: sched_arr_time <int>,
#   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>

```

6.7 Créeer de nouvelles variables avec `mutate()`

6.7.1 Principe

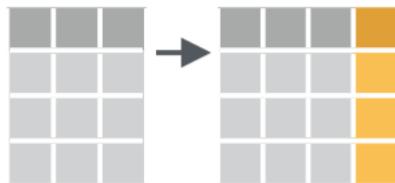


FIGURE 88 – Schéma de la fonction ‘`mutate()`’ tiré de la ‘cheatsheet’ de ‘`dplyr`’ et ‘`tidyR`’

La fonction `mutate()` permet de créer de nouvelles variables à partir des variables existantes, ou de modifier des variables déjà présentes dans un jeu de données. Il est en effet fréquent d'avoir besoin de calculer de nouvelles variables, souvent plus informatives que les variables disponibles.

Voyons un exemple. Nous commençons par créer un nouveau jeu de données `flights_sml` en sélectionnant uniquement les variables qui nous seront utiles :

```

flights_sml <- flights %>%
  select(year:day,
         ends_with("delay"),
         distance,
         air_time)
flights_sml

# A tibble: 336,776 x 7
  year month   day dep_delay arr_delay distance air_time
  <int> <int> <int>     <dbl>     <dbl>    <dbl>    <dbl>
1 2013     1     1        2        11     1400     227
2 2013     1     1        4        20     1416     227
3 2013     1     1        2        33     1089     160
4 2013     1     1       -1       -18     1576     183
5 2013     1     1       -6       -25      762     116
6 2013     1     1       -4        12      719     150
7 2013     1     1       -5        19     1065     158
8 2013     1     1       -3       -14      229      53
9 2013     1     1       -3        -8      944     140
10 2013    1     1       -2         8      733     138
# ... with 336,766 more rows

```

À partir de ce nouveau tableau, nous allons calculer 2 nouvelles variables :

1. gain : afin de savoir si les avions peuvent rattraper une partie de leur retard en vol, nous allons calculer la différence entre le retard au départ et à l'arrivée (donc le gain de temps accumlé lors du vol). En effet, si un avion décolle avec 15 minutes de retard, mais qu'il atterrit avec seulement 5 minutes de retard, 10 minutes ont été gagnées en vol, et les passagers sont moins mécontents.
2. speed afin de connaitre la vitesse moyenne des avions en vol, nous allons diviser la distance parcourue par les avions par le temps passé en l'air. Il ne faudra pas oublier de multiplier par 60 car les temps sont exprimés en minutes. Nous en profiterons pour transformer les distances exprimées en miles par des distances exprimées en kilomètres en multipliant les distances en miles par 1.60934. Ainsi, speed sera exprimée en kilomètres par heure.

```

flights_sml %>%
  mutate(gain = dep_delay - arr_delay,
         distance = distance * 1.60934,
         speed = (distance / air_time) * 60)

# A tibble: 336,776 x 9
  year month   day dep_delay arr_delay distance air_time   gain speed
  <int> <int> <int>     <dbl>     <dbl>    <dbl>    <dbl> <dbl> <dbl>
1 2013     1     1        2        11     2253.     227     -9    596.
2 2013     1     1        4        20     2279.     227    -16    602.
3 2013     1     1        2        33     1753.     160    -31    657.

```

```

4 2013    1    1     -1    -18   2536.    183    17  832.
5 2013    1    1     -6    -25   1226.    116    19  634.
6 2013    1    1     -4     12   1157.    150   -16  463.
7 2013    1    1     -5     19   1714.    158   -24  651.
8 2013    1    1     -3    -14    369.     53    11  417.
9 2013    1    1     -3     -8   1519.    140     5  651.
10 2013   1    1     -2      8   1180.    138   -10  513.

# ... with 336,766 more rows

```

Si on souhaite conserver uniquement les variables nouvellement créées par `mutate()`, on peut utiliser `transmute()` :

```

flights_sml %>%
  transmute(gain = dep_delay - arr_delay,
            distance = distance * 1.60934,
            speed = (distance / air_time) * 60)

```

```

# A tibble: 336,776 x 3
  gain distance speed
  <dbl>    <dbl> <dbl>
1    -9    2253.  596.
2   -16    2279.  602.
3   -31    1753.  657.
4    17    2536.  832.
5    19    1226.  634.
6   -16    1157.  463.
7   -24    1714.  651.
8    11     369.  417.
9     5    1519.  651.
10   -10    1180.  513.

# ... with 336,766 more rows

```

Et comme toujours, pour pouvoir réutiliser ces données, on leur donne un nom :

```

gain_speed <- flights_sml %>%
  transmute(gain = dep_delay - arr_delay,
            distance = distance * 1.60934,
            speed = (distance / air_time) * 60)

```

6.7.2 Transformer des variables en facteurs

Il n'est pas rare que les tableaux de données que nous importons contiennent des colonnes numériques ou de chaînes de caractères qui devraient en réalité être reconnues en tant que facteurs. La fonction `mutate` nous permet de changer rapidement le type d'une variable afin qu'elle soit reconnue comme un facteur.

À titre d'exemple, nous allons importer le jeu de données contenu dans le fichier `squid.txt` que vous pourrez

télécharger ici. Placez-le dans votre répertoire de travail et utilisez la méthode décrite à la section 5.3.3 pour obtenir la commande suivante :

```
library(readr)
squid <- read_delim("squid.txt", "\t",
  escape_double = FALSE, trim_ws = TRUE)
squid
```

```
# A tibble: 2,644 x 6
  Sample Year Month Location Sex   GSI
  <dbl> <dbl> <dbl>    <dbl> <dbl> <dbl>
1     1     1     1        1     2 10.4
2     2     1     1        1     3  9.83
3     3     1     1        1     1  9.74
4     4     1     1        1     1  9.31
5     5     1     1        1     1  8.99
6     6     1     1        1     1  8.77
7     7     1     1        1     1  8.26
8     8     1     1        1     3  7.40
9     9     1     1        1     3  7.22
10    10    1     2        1     2  6.84
# ... with 2,634 more rows
```

Ce jeu de données contient des informations sur l'Indice Gonado-Somatique (GSI) de 2644 pieuvres collectées dans 4 stations d'échantillonnage sur une période de 2 ans. La variable Location est codée sous forme d'entiers, or il devrait s'agir d'un facteur. La fonction `mutate()` nous permet d'effectuer la transformation :

```
squid %>%
  mutate(Location = factor(Location))

# A tibble: 2,644 x 6
  Sample Year Month Location Sex   GSI
  <dbl> <dbl> <dbl>    <fct> <dbl> <dbl>
1     1     1     1 1        2 10.4
2     2     1     1 3        2  9.83
3     3     1     1 1        2  9.74
4     4     1     1 1        2  9.31
5     5     1     1 1        2  8.99
6     6     1     1 1        2  8.77
7     7     1     1 1        2  8.26
8     8     1     1 3        2  7.40
9     9     1     1 3        2  7.22
10    10    1     2 1        2  6.84
# ... with 2,634 more rows
```

De même, la variable Sex est codée sous forme numérique, or il devrait s'agir d'un facteur, les 1 correspondants

aux mâles et les 2 aux femelles. Nous pouvons là encore faire la modification grâce à la fonction `mutate()` :

```
squid2 <- squid %>%
  mutate(Location = factor(Location),
        Sex = factor(Sex, levels = c(1, 2), labels = c("Male", "Female")))
```

```
squid2
```

```
# A tibble: 2,644 x 6
  Sample Year Month Location Sex      GSI
  <dbl> <dbl> <dbl> <fct>   <fct>   <dbl>
1     1    1     1     1 Male    Female  10.4 
2     2    1     1     1 Female  Female  9.83 
3     3    1     1     1 Female  Female  9.74 
4     4    1     1     1 Female  Female  9.31 
5     5    1     1     1 Female  Female  8.99 
6     6    1     1     1 Female  Female  8.77 
7     7    1     1     1 Female  Female  8.26 
8     8    1     1     3 Female  Female  7.40 
9     9    1     1     3 Female  Female  7.22 
10    10   1     2     1 Female  Female  6.84 
# ... with 2,634 more rows
```

`squid2` contient maintenant le tableau de départ avec les variables `Location` et `Sex` codées sous forme de facteur. Si nous faisons un graphique avec ces nouveaux facteurs, l'ordre des catégories sera celui spécifié par la fonction `factor()`. Ainsi, si nous faisons par exemple un boxplot de `GSI` en fonction du `Sex`, voilà ce que nous obtenons :

```
squid2 %>%
  ggplot(aes(x = Sex, y = GSI)) +
  geom_boxplot(notch = TRUE)
```

Comment faire pour inverser l'ordre des catégories sur l'axe des abscisses ? Il faut inverser l'ordre des catégories dans le facteur `Sex`. L'ordre dans lequel les catégories apparaissent sur un graphique est en effet déterminé par l'ordre dans lequel les niveaux du facteur sont organisés. D'habitude, les niveaux sont automatiquement triés par ordre alphabétique quand les catégories sont des chaînes de caractères, et en ordre croissant quand la variable est numérique. Ici les niveaux sont les suivants :

```
levels(squid2$Sex)
```

```
[1] "Male"    "Female"
```

`Male` apparaît avant `Female`, car les niveaux de départ étaient 1 pour les mâles et 2 pour les femelles. C'est donc cet ordre qui est conservé. Le package `forcats` fournit de nombreuses fonctions permettant de manipuler les facteurs. Toutes commencent par `fct_`. Nous pouvons ici utiliser `fct_rev()` pour inverser l'ordre des niveaux. Pensez à installer et charger `forcats` si ce n'est pas déjà fait. Si vous avez chargé le `tidyverse`, `forcats` est déjà disponible :

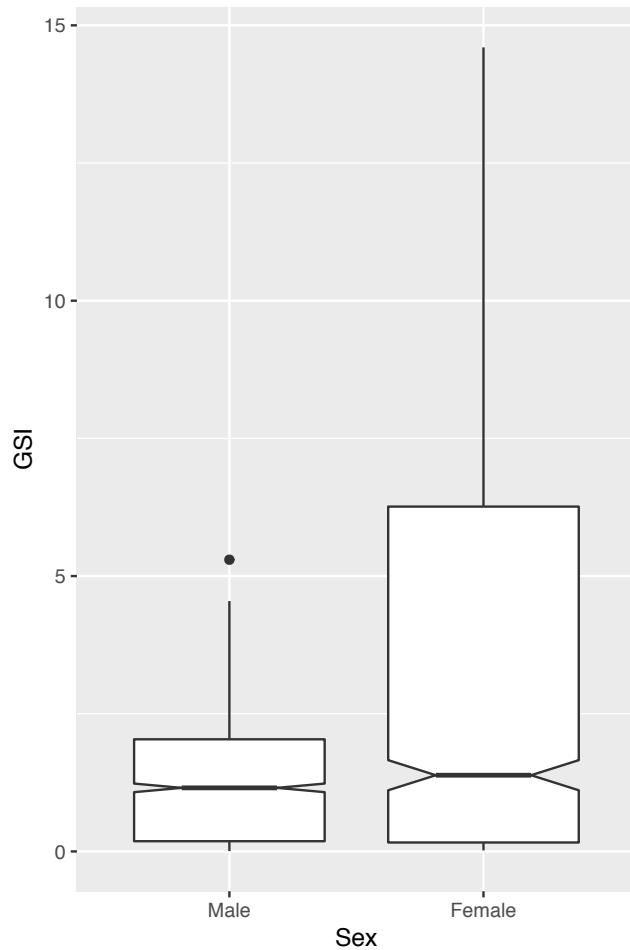


FIGURE 89 – Indice Gonado Somatique selon le sexe.

```

library(forcats)
squid3 <- squid2 %>%
  mutate(Sex = fct_rev(Sex))

levels(squid3$Sex)

[1] "Female" "Male"

squid3 %>%
  ggplot(aes(x = Sex, y = GSI)) +
  geom_boxplot(notch = TRUE)

```

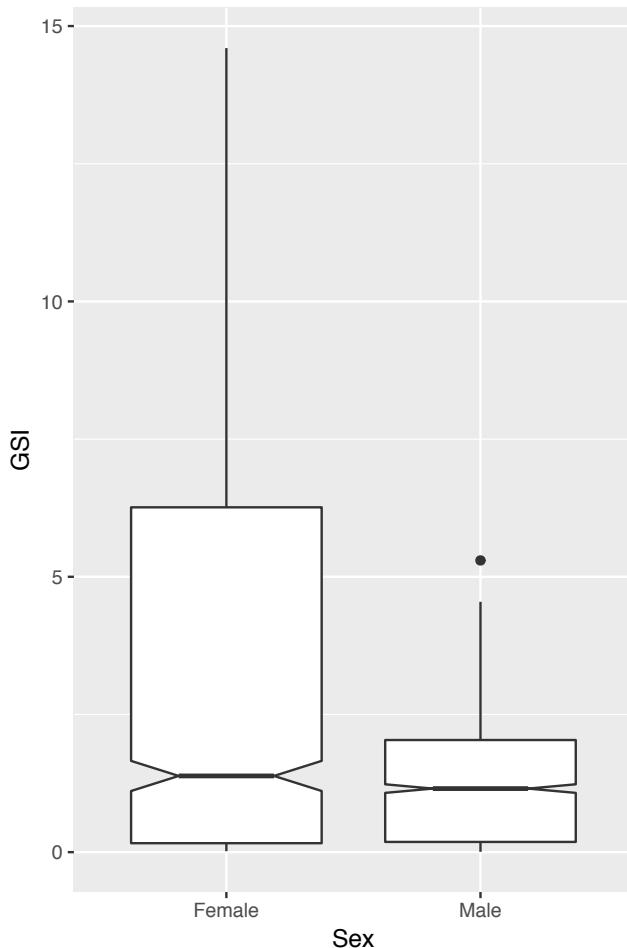


FIGURE 90 – Indice Gonado Somatique selon le sexe.

Revenons maintenant au jeu de données dauphin.

```
dauphin
```

```

# A tibble: 93 x 9
   ID      Sexe Statut Taille    Age     Cd     Cu     Hg Organe
   <dbl>   <fct> <fct>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>   <dbl>
1     1     Femal
2     2     Femal
3     3     Femal
4     4     Femal
5     5     Femal
6     6     Femal
7     7     Femal
8     8     Femal
9     9     Femal
10    10    Femal
11    11    Femal
12    12    Femal
13    13    Femal
14    14    Femal
15    15    Femal
16    16    Femal
17    17    Femal
18    18    Femal
19    19    Femal
20    20    Femal
21    21    Femal
22    22    Femal
23    23    Femal
24    24    Femal
25    25    Femal
26    26    Femal
27    27    Femal
28    28    Femal
29    29    Femal
30    30    Femal
31    31    Femal
32    32    Femal
33    33    Femal
34    34    Femal
35    35    Femal
36    36    Femal
37    37    Femal
38    38    Femal
39    39    Femal
40    40    Femal
41    41    Femal
42    42    Femal
43    43    Femal
44    44    Femal
45    45    Femal
46    46    Femal
47    47    Femal
48    48    Femal
49    49    Femal
50    50    Femal
51    51    Femal
52    52    Femal
53    53    Femal
54    54    Femal
55    55    Femal
56    56    Femal
57    57    Femal
58    58    Femal
59    59    Femal
60    60    Femal
61    61    Femal
62    62    Femal
63    63    Femal
64    64    Femal
65    65    Femal
66    66    Femal
67    67    Femal
68    68    Femal
69    69    Femal
70    70    Femal
71    71    Femal
72    72    Femal
73    73    Femal
74    74    Femal
75    75    Femal
76    76    Femal
77    77    Femal
78    78    Femal
79    79    Femal
80    80    Femal
81    81    Femal
82    82    Femal
83    83    Femal
84    84    Femal
85    85    Femal
86    86    Femal
87    87    Femal
88    88    Femal
89    89    Femal
90    90    Femal
91    91    Femal
92    92    Femal
93    93    Femal

```

```

<chr>     <chr> <chr>     <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <chr>
1 Numéro 1 f      imm       315    3 29.6   3.24 NA    rein
2 Numéro 2 f      imm       357    4 55.1   4.42 NA    rein
3 Numéro 3 f      pnl       439    34 129.   5.01  9.02 rein
4 Numéro 4 f      imm       316    4 71.2   4.33 NA    rein
5 Numéro 5 f      l        435    26 192    5.15 NA    rein
6 Numéro 6 f      pnl       388    6  NA     4.12  4.53 rein
7 Numéro 7 f      mat       410    NA 76     5.1   33.9  foie
8 Numéro 8 m      imm       355    NA 74.4   4.72 13.3 foie
9 Numéro 9 m      imm       222    NA 0.09   9.5   2.89 foie
10 Numéro 10 m    imm       412    9 85.6   5.42 NA    rein
# ... with 83 more rows

```

Commençons par supprimer la variable ID, qui est totalement redondante avec les numéros de ligne :

```

dauphin <- dauphin %>%
  select(-ID)
dauphin

```

```

# A tibble: 93 x 8
  Sexe Statut Taille Age     Cd     Cu     Hg Organe
  <chr> <chr>   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <chr>
1 f      imm       315    3 29.6   3.24 NA    rein
2 f      imm       357    4 55.1   4.42 NA    rein
3 f      pnl       439    34 129.   5.01  9.02 rein
4 f      imm       316    4 71.2   4.33 NA    rein
5 f      l        435    26 192    5.15 NA    rein
6 f      pnl       388    6  NA     4.12  4.53 rein
7 f      mat       410    NA 76     5.1   33.9  foie
8 m      imm       355    NA 74.4   4.72 13.3 foie
9 m      imm       222    NA 0.09   9.5   2.89 foie
10 m     imm       412    9 85.6   5.42 NA    rein
# ... with 83 more rows

```

Les variables Sexe, Statut et Organe devrait elles aussi être encodées sous forme de facteurs. Plutôt que de taper le code ci dessous (qui fonctionne très bien) :

```

dauphin %>%
  mutate(Sexe = factor(Sexe),
        Statut = factor(Statut),
        Organe = factor(Organe))

```

Nous pouvons utiliser la fonction `mutate_if()`, qui appliquera la même fonction à toutes les variables respectant une condition précise. Ici, toutes les colonnes possédant le type `<chr>` sont des colonnes que nous souhaitons transformer en facteur. Nous pouvons donc taper ceci :

```

dauphin <- dauphin %>%
  mutate_if(is.character, as.factor)
dauphin

# A tibble: 93 x 8
  Sexe Statut Taille Age Cd Cu Hg Organe
  <fct> <fct>   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <fct>
1 f     imm      315    3  29.6  3.24 NA   rein
2 f     imm      357    4  55.1  4.42 NA   rein
3 f     pnl      439    34 129.   5.01  9.02 rein
4 f     imm      316    4  71.2  4.33 NA   rein
5 f     l        435    26 192    5.15 NA   rein
6 f     pnl      388    6  NA    4.12  4.53 rein
7 f     mat      410    NA  76    5.1   33.9  foie
8 m     imm      355    NA  74.4  4.72  13.3  foie
9 m     imm      222    NA  0.09  9.5   2.89  foie
10 m    imm      412    9  85.6  5.42 NA   rein
# ... with 83 more rows

```

Nous constatons ici que nos 3 variables catégorielles ont bien été transformées en facteurs (et seulement ces variables).

Nous allons encore réaliser 2 modifications :

1. Nous allons transformer les niveaux f et m du facteur Sexe en Female et Male respectivement.
2. Nous allons re-ordonner les niveaux du facteur Statut. Actuellement, les niveaux de ce facteur sont les suivants :

```

levels(dauphin$Statut)

[1] "imm"    "l"      "mat"    "pl"     "pnl"    "repos"

```

Or il existe un ordre des statuts reproducteurs qui reflète une progression biologique : imm (immature), mat (mature), pnl (pregnant non lactating), l (lactating), pl (pregnant lactating), repos (repos somatique).

Commençons par changer les niveaux du facteur Sexe. Pour cela, nous pouvons utiliser la fonction `fct_recode()` :

```

dauphin %>%
  mutate(Sexe = fct_recode(Sexe,
                           "Female" = "f",
                           "Male" = "m"))

# A tibble: 93 x 8
  Sexe Statut Taille Age Cd Cu Hg Organe
  <fct> <fct>   <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <fct>
1 Female imm      315    3  29.6  3.24 NA   rein
2 Female imm      357    4  55.1  4.42 NA   rein

```

```

3 Female pnl      439    34 129.    5.01  9.02 rein
4 Female imm     316     4  71.2    4.33 NA    rein
5 Female l        435    26 192     5.15 NA    rein
6 Female pnl      388     6  NA     4.12  4.53 rein
7 Female mat      410     NA 76     5.1   33.9  foie
8 Male  imm       355     NA 74.4    4.72 13.3  foie
9 Male  imm       222     NA 0.09    9.5   2.89  foie
10 Male imm       412     9  85.6    5.42 NA    rein
# ... with 83 more rows

```

Nous pouvons maintenant modifier l'ordre des niveaux de Statut :

```

dauphin <- dauphin %>%
  mutate(Sexe = fct_recode(Sexe,
                            "Female" = "f",
                            "Male" = "m"),
         Statut = fct_relevel(Statut, "imm", "mat", "pnl", "l", "pl", "repos"))
dauphin

```

```

# A tibble: 93 x 8
  Sexe  Statut Taille  Age     Cd     Cu     Hg Organe
  <fct> <fct>  <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <fct>
  1 Female imm     315     3 29.6   3.24 NA    rein
  2 Female imm     357     4 55.1   4.42 NA    rein
  3 Female pnl     439    34 129.    5.01  9.02 rein
  4 Female imm     316     4  71.2   4.33 NA    rein
  5 Female l        435    26 192     5.15 NA    rein
  6 Female pnl     388     6  NA     4.12  4.53 rein
  7 Female mat      410     NA 76     5.1   33.9  foie
  8 Male  imm       355     NA 74.4    4.72 13.3  foie
  9 Male  imm       222     NA 0.09    9.5   2.89  foie
 10 Male imm       412     9  85.6    5.42 NA    rein
# ... with 83 more rows

```

```
levels(dauphin$Statut)
```

```
[1] "imm"   "mat"   "pnl"   "l"     "pl"   "repos"
```

Toutes les transformations que nous avons fait subir à ce jeu de données n'ont qu'un seul objectif : "ranger" ce jeu de données. Nous avons importé dauphin depuis un fichier externe, puis nous avons supprimé les variables inutiles et modifié celles qui devaient l'être. Toutes ces étapes peuvent être enchaînées grâce au pipe, de la façon suivante :

```

# Importation et mise en forme du jeu de données `dauphin`
library(readxl)
dauphin <- read_excel("data/dauphin.xls", na = "*", skip = 9) %>% # Importation, puis
  rename(ID = `N°`,                                # On donne des noms courts, puis

```

```

Statut = `Statut reproducteur`,
Taille = `Taille en cm`,
Age = `Age en années`,
Cd = `Cd (mg.kg-1)`,
Cu = `Cu (mg.kg-1)`,
Hg = `Hg (mg.kg-1)` %>%
  select(-ID) %>% # On supprime la colonne `ID`, puis
  mutate_if(is.character, as.factor) %>% # On transforme en facteurs les variables <chr>, puis
  mutate(Sexe = fct_recode(Sexe, # On modifie les niveau de `Sexe` et l'ordre des niveaux de
    "Female" = "f",
    "Male" = "m"),
  Statut = fct_relevel(Statut, "imm", "mat", "pnl", "l", "pl", "repos"))

dauphin

```

A tibble: 93 x 8

	Sexe	Statut	Taille	Age	Cd	Cu	Hg	Organe
	<fct>	<fct>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<dbl>	<fct>
1	Female	imm	315	3	29.6	3.24	NA	rein
2	Female	imm	357	4	55.1	4.42	NA	rein
3	Female	pnl	439	34	129.	5.01	9.02	rein
4	Female	imm	316	4	71.2	4.33	NA	rein
5	Female	l	435	26	192	5.15	NA	rein
6	Female	pnl	388	6	NA	4.12	4.53	rein
7	Female	mat	410	NA	76	5.1	33.9	foie
8	Male	imm	355	NA	74.4	4.72	13.3	foie
9	Male	imm	222	NA	0.09	9.5	2.89	foie
10	Male	imm	412	9	85.6	5.42	NA	rein
# ... with 83 more rows								

Outre les fonction `fct_rev()`, `fct_recode()` et `fct_relevel()` abordées ici, on peut aussi noter : * `fct_reorder()` et `fct_reorder2()`, pour ordonner automatiquement les niveaux d'un facteur en fonction d'une autre variable numérique (pour avoir par exemple des séries rangées par ordre de moyenne croissante sur un graphique) * `fct_infreq()`, pour ordonner automatiquement les niveaux d'un facteur par ordre de fréquence croissante, ce qui est notamment utile pour faire des barplots ordonnés * `fct_collapse()`, pour fusionner deux ou plusieurs niveaux d'un facteur

Nous n'avons pas le temps de développer ici des exemples, mais sachez que ces fonctions existent. Vous trouverez des exemples détaillés dans le chapitre consacré aux facteurs de l'ouvrage en ligne R for Data Science. C'est en anglais, mais les exemples sont très parlants. N'hésitez pas à consulter cet ouvrage et à faire des essais de mise en application avec les jeux de données vus ici (e.g. dauphin ou squid).

6.7.3 Exercices

1. Dans `ggplot2` le jeu de données `mpg` contient des informations sur 234 modèles de voitures. Examinez ce jeu de données avec la fonction `View()` et consultez l'aide de ce jeu de données pour savoir à quoi correspondent les différentes variables. Quelle(s) variable(s) nous renseignent sur la consommation des véhicules ? À quoi correspond la variable `disp` ?
2. La consommation est donnée en miles par gallon. Créez une nouvelle variable `conso` qui contiendra la consommation exprimée en nombre de litres pour 100 kilomètres.
3. Faîtes un graphique présentant la relation entre la cylindrée en litres et la consommation sur autoroute exprimée en nombre de litres pour 100 kilomètres. Vous exclurez les véhicules dont la classe est `2seater` de ce graphique (il s'agit de voitures de sports très compactes qu'il est difficile de mesurer aux autres). Sur votre graphique, la couleur devrait représenter le type de véhicule. Vous ajouterez une droite de régression en utilisant `geom_smooth(method = "lm")`. Votre graphique devrait ressembler à ceci :

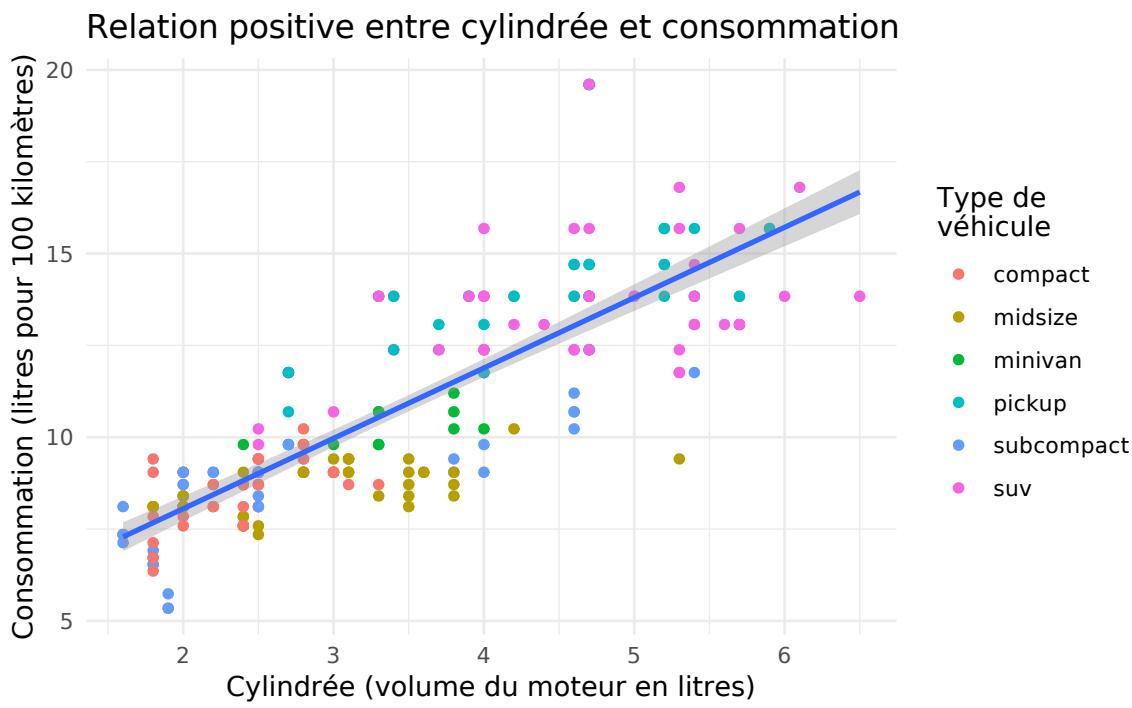


FIGURE 91 – Consommation en fonction de la cylindrée

4. Ce graphique présente-t'il correctement l'ensemble des données de ces 2 variables ? Pourquoi ? Comparez le graphique 91 de la question 3 ci-dessus et le graphique 92 présenté ci-dessous. Selon vous, quels arguments et/ou fonctions ont été modifiés pour arriver à ce nouveau graphique ? Quels sont les avantages et les inconvénients de ce graphique par rapport au précédent ?

Relation positive entre cylindrée et consommation

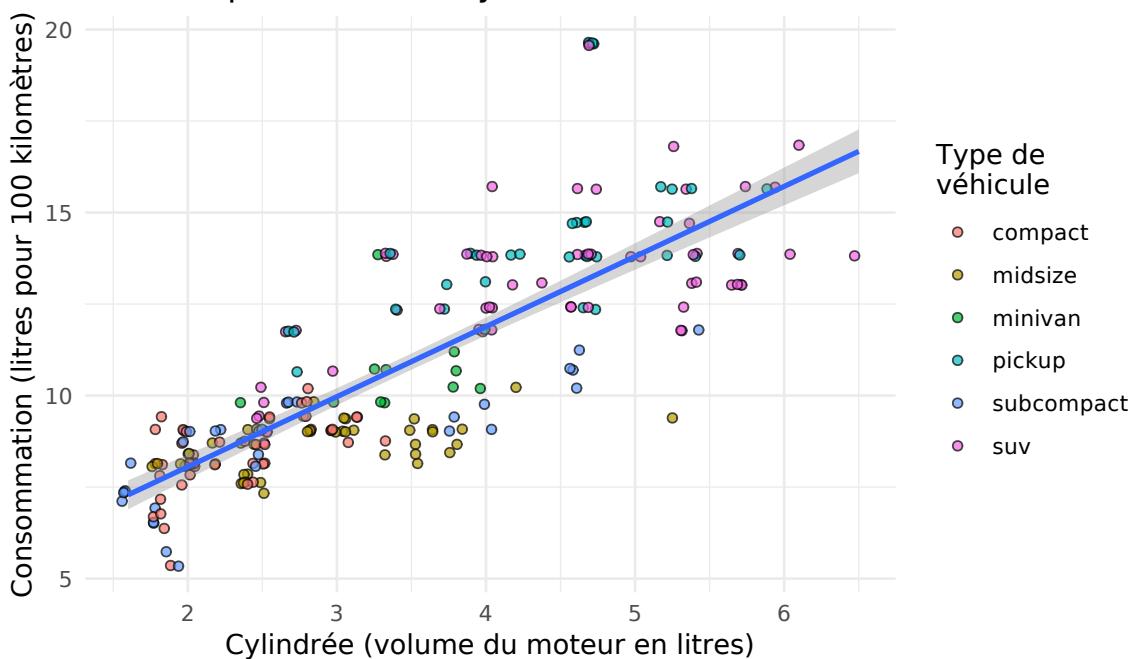


FIGURE 92 – Consommation en fonction de la cylindrée

6.8 Trier des lignes avec arrange()

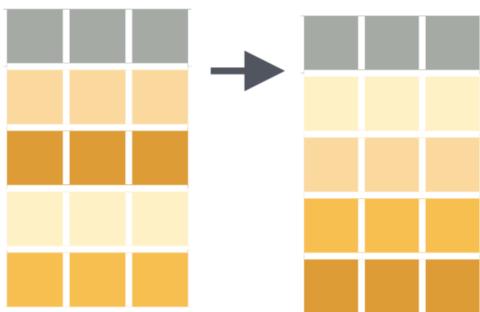


FIGURE 93 – Schéma de la fonction ‘arrange()’ tiré de la ‘cheatsheet’ de ‘dplyr’ et ‘tidyR’

La fonction `arrange()` permet de trier des tableaux en ordonnant les éléments d'une ou plusieurs colonnes. Les tris peuvent être en ordre croissants (c'est le cas par défaut) ou décroissants (grâce à la fonction `desc()`, abréviation de “descending”).

`arrange()` fonctionne donc comme `filter()`, mais au lieu de sélectionner des lignes, cette fonction change leur ordre. Il faut lui fournir le nom d'un tableau et au minimum le nom d'une variable selon laquelle le tri doit être réalisé. Si plusieurs variables sont fournies, chaque variable supplémentaire permet de résoudre les égalités. Ainsi, pour ordonner le tableau `flights` par ordre croissant de retard au départ (`dep_delay`), on tape :

```

flights %>%
  arrange(dep_delay)

# A tibble: 336,776 x 19
   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     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
# ... with 336,766 more rows, and 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>

```

Notez que la variable dep-delay est maintenant triée en ordre croissant. Notez également que 2 vols ont eu exactement 25 minutes d'avance. Comparez le tableau précédent avec celui-ci :

```

flights %>%
  arrange(dep_delay, month, day)

# A tibble: 336,776 x 19
   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     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      3    30     2030          2055      -25      2213        2250
8 2013     10    23     1907          1932      -25      2143        2143
9 2013      3     2     1431          1455      -24      1601        1631
10 2013      5     5      934           958      -24      1225        1309
# ... with 336,766 more rows, and 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>

```

Les lignes des 2 vols ayant 25 minutes d'avance au décollage ont été inversées : le vol du mois de mars apparait maintenant avant le vol du mois d'octobre. La variable month a été utilisée pour ordonner les lignes en cas

d'égalité de la variable `dep_delay`.

Comme indiqué plus haut, il est possible de trier les données par ordre décroissant :

```
flights %>%
```

```
  arrange(desc(dep_delay))
```

```
# A tibble: 336,776 x 19
  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     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
10 2013    12     5      756        1700  896 1058        2020
# ... with 336,766 more rows, and 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 est particulièrement utile après l'obtention de résumés groupés pour connaître la catégorie la plus représentée. Par exemple, si nous souhaitons connaître les destinations la plus fréquentes au départ de New York, on peut procéder ainsi :

1. prendre le tableau `flights`, *puis*,
2. grouper les données par destination (variable `dest`) et compter le nombre de vols. Ces deux opérations peuvent être effectuées avec `group_by()` puis `summarise()`, ou directement avec `count()`. *Puis*,
3. trier les données par effectif décroissant.

```
flights %>%
```

```
  count(dest) %>%
```

```
  arrange(desc(n))
```

```
# A tibble: 105 x 2
  dest      n
  <chr> <int>
1 ORD    17283
2 ATL    17215
3 LAX    16174
4 BOS    15508
5 MCO    14082
6 CLT    14064
7 SFO    13331
```

```

8 FLL    12055
9 MIA    11728
10 DCA   9705
# ... with 95 more rows

```

Nous voyons ici que les aéroports ORD et ATL sont les 2 destinations les plus fréquentes, avec plus de 17000 vols par an.

6.9 Associer plusieurs tableaux avec `left_join()` et `inner_join()`

6.9.1 Principe

Une autre règle que nous n'avons pas encore évoquée au sujet des “tidy data” ou “données rangées” est la suivante :

Chaque tableau contient des données appartenant à une unité d’observation cohérente et unique.

Autrement dit, les informations concernant les vols vont dans un tableau, les informations concernant les aéroports dans un autre tableau, et celles concernant les avions dans un troisième tableau. Cela semble évident, pourtant, on constate souvent qu'un même tableau contient des variables qui concernent des unités d'observations différentes.

Lorsque nous avons plusieurs tableaux à disposition, il peut alors être nécessaire de récupérer des informations dans plusieurs d'entre eux afin, notamment de produire des tableaux de synthèse. Par exemple, dans la section 6.8 ci-dessus, nous avons affiché les destinations les plus fréquentes au départ des aéroports de New York. Donnons un nom à ce tableau pour pouvoir le ré-utiliser :

```

popular_dest <- flights %>%
  count(dest) %>%
  arrange(desc(n))
popular_dest

```

```

# A tibble: 105 x 2
  dest      n
  <chr> <int>
1 ORD     17283
2 ATL     17215
3 LAX     16174
4 BOS     15508
5 MCO     14082
6 CLT     14064
7 SFO     13331
8 FLL     12055
9 MIA     11728
10 DCA    9705

```

```
# ... with 95 more rows
```

À quel aéroport correspondent les codes ORD et ATL ? S'agit-il d'Orlando et Atlanta ? Pour le savoir, il faut aller chercher l'information qui se trouve dans le tableau airports : il contient, parmi d'autres variables, les codes et les noms de 1458 aéroports aux États-Unis.

dplyr fournit toute une gamme de fonctions permettant d'effectuer des associations de tableaux en fonction de critères spécifiés par l'utilisateur.

6.9.2 inner_join()

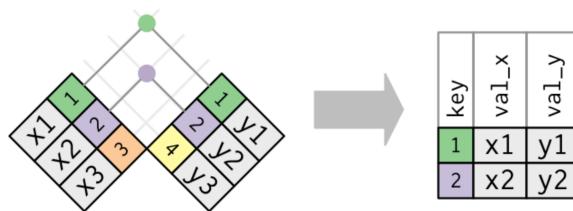


FIGURE 94 – Schéma de la fonction inner_join() tiré de la ‘cheatsheet’ de dplyr et tidyverse

La fonction `inner_join()` permet de relier des tableaux en ne conservant que les lignes qui sont présentes à la fois dans l'un et dans l'autre. Il faut identifier dans chacun des tableaux une colonne contenant des données en commun, qui servira de guide pour mettre les lignes correctes les unes en face des autres. Ici, nous partons de notre tableau `popular_dest`, qui contient les codes des aéroports dans sa colonne `dest`. Et nous faisons une “jointure interne” avec le tableau `airports` qui contient lui aussi une colonne contenant les codes des aéroports : la variable `faa`.

```
inner_popular <- popular_dest %>%
  inner_join(airports, by = c("dest" = "faa"))
inner_popular
```

```
# A tibble: 101 x 9
  dest      n name                  lat   lon   alt   tz dst tzone
  <chr> <int> <chr>              <dbl> <dbl> <int> <dbl> <chr> <chr>
1 ORD     17283 Chicago Ohare Intl  42.0  -87.9   668   -6 A   America/Chi-
2 ATL     17215 Hartsfield Jackson ~  33.6  -84.4  1026   -5 A   America/New-
3 LAX     16174 Los Angeles Intl    33.9  -118.    126   -8 A   America/Los-
4 BOS     15508 General Edward Lawr~  42.4  -71.0     19   -5 A   America/New-
5 MCO     14082 Orlando Intl      28.4  -81.3     96   -5 A   America/New-
6 CLT     14064 Charlotte Douglas I~  35.2  -80.9    748   -5 A   America/New-
7 SFO     13331 San Francisco Intl  37.6  -122.    13   -8 A   America/Los-
8 FLL     12055 Fort Lauderdale Hol~  26.1  -80.2     9   -5 A   America/New-
9 MIA     11728 Miami Intl        25.8  -80.3     8   -5 A   America/New-
10 DCA    9705 Ronald Reagan Washi~  38.9  -77.0    15   -5 A   America/New-
# ... with 91 more rows
```

Le nouvel objet `inner_popular` contient donc les données du tableau `popular_dest` auxquelles ont été ajoutées les colonnes correspondantes du tableau `airports`. Si tout ce qui nous intéresse, c'est de connaître le nom complet des aéroports les plus populaires, on peut utiliser `select()` pour ne garder que les variables intéressantes :

```
inner_popular <- popular_dest %>%
  inner_join(airports, by = c("dest" = "faa")) %>%
  select(dest, name, n)
inner_popular
```

```
# A tibble: 101 x 3
  dest      name          n
  <chr>    <chr>        <int>
1 ORD     Chicago Ohare Intl 17283
2 ATL     Hartsfield Jackson Atlanta Intl 17215
3 LAX     Los Angeles Intl 16174
4 BOS     General Edward Lawrence Logan Intl 15508
5 MCO     Orlando Intl 14082
6 CLT     Charlotte Douglas Intl 14064
7 SFO     San Francisco Intl 13331
8 FLL     Fort Lauderdale Hollywood Intl 12055
9 MIA     Miami Intl 11728
10 DCA    Ronald Reagan Washington Natl 9705
# ... with 91 more rows
```

On peut noter plusieurs choses dans ce nouveau tableau :

- ORD n'est pas l'aéroport d'Orlando mais l'aéroport international de Chicago Ohare. C'est donc la destination la plus fréquente au départ de New York.
- ATL est bien l'aéroport d'Atlanta.
- `inner_popular` contient 101 lignes alors que notre tableau de départ en contenait 105.

```
nrow(popular_dest)
```

```
[1] 105
```

```
nrow(inner_popular)
```

```
[1] 101
```

Certaines lignes ont donc été supprimées car le code aéroport dans `popular_dest` (notre tableau de départ) n'a pas été retrouvé dans la colonne `faa` du tableau `airports`. C'est le principe même de la jointure interne (voir figure 94) : seules les lignes communes trouvées dans les 2 tableaux sont conservées. Si l'on souhaite absolument conserver toutes les lignes du tableau de départ, il faut faire une jointure gauche, ou “left join”.

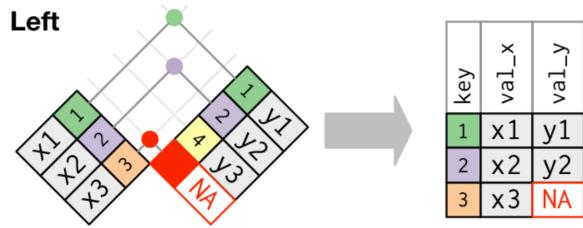


FIGURE 95 – Schéma de la fonction `left_join()` tiré de la ‘cheatsheet’ de `dplyr` et `tidyR`

6.9.3 `left_join()`

Comme indiqué par la figure 95 ci-dessus, une jointure gauche permet de conserver toutes les lignes du tableau de gauche, et de leur faire correspondre des lignes du second tableau. Si aucune correspondance n'est trouvée dans le second tableau, des données manquantes sont ajoutées sous forme de NAs. Voyons ce que cela donne avec le même exemple que précédemment :

```
left_popular <- popular_dest %>%
  left_join(airports, by = c("dest" = "faa")) %>%
  select(dest, name, n)
left_popular
```

```
# A tibble: 105 x 3
  dest   name          n
  <chr> <chr>     <int>
1 ORD    Chicago Ohare Intl 17283
2 ATL    Hartsfield Jackson Atlanta Intl 17215
3 LAX    Los Angeles Intl 16174
4 BOS    General Edward Lawrence Logan Intl 15508
5 MCO    Orlando Intl 14082
6 CLT    Charlotte Douglas Intl 14064
7 SFO    San Francisco Intl 13331
8 FLL    Fort Lauderdale Hollywood Intl 12055
9 MIA    Miami Intl 11728
10 DCA   Ronald Reagan Washington Natl 9705
# ... with 95 more rows
```

En apparence, le tableau `left_popular`, créé avec `left_join()` semble identique au tableau `inner_popular` créé avec `inner_join()`. Pourtant, ce n'est pas le cas :

```
identical(inner_popular, left_popular)
```

```
[1] FALSE
```

En l'occurrence, nous avons vu que `inner_popular` ne contenait pas autant de ligne que le tableau de départ `popular_dest`. Avec une jointure gauche, les lignes du tableau de départ sont toutes conservées. `popular_dest` et `left_popular` ont donc le même nombre de lignes.

```
nrow(inner_popular)
```

```
[1] 101
```

```
nrow(left_popular)
```

```
[1] 105
```

```
nrow(popular_dest)
```

```
[1] 105
```

Pour savoir quelles lignes de popular_dest manquent dans inner_dest (il devrait y en avoir 4), il suffit de filtrer les lignes de left_dest qui contiennent des données manquantes dans la colonne name :

```
left_popular %>%
  filter(is.na(name))
```

```
# A tibble: 4 x 3
  dest   name      n
  <chr> <chr> <int>
1 SJU    <NA>    5819
2 BQN    <NA>     896
3 STT    <NA>     522
4 PSE    <NA>     365
```

Une rapide recherche dans un moteur de recherche vous apprendra que ces aéroports ne sont pas situés sur le sol américain. Trois d'entre eux sont situés à Puerto Rico (SJU, BQN et PSE) et le dernier (STT) est situé aux îles Vierges.

Il y aurait bien plus à dire sur les jointures :

- Quelles sont les autres possibilités de jointures (right_join(), outer_join(), full_join(), etc...) ?
- Que se passe-t'il si les colonnes communes des 2 tableaux contiennent des éléments dupliqués ?
- Est-il toujours nécessaire d'utiliser l'argument by ?
- Est-il possible de joindre des tableaux en associant plus d'une colonne de chaque tableau d'origine ?

Pour avoir la réponse à toutes ces questions, je vous conseille de lire ce chapitre de cet ouvrage très complet sur “la science des données” avec R et le tidyverse : R for Data Science.

Néanmoins, avec les deux fonctions inner_join() et left_join() décrite ici devraient vous permettre de couvrir l'essentiel de vos besoins.

6.9.4 Accoller deux tableaux

Outre l'association de tableaux en utilisant des jointures, il est parfois utile d'accoller 2 tableaux :

- soit l'un au-dessous de l'autre, quand ils ont les mêmes nombres de colonnes, et si possible, les mêmes variables aux mêmes endroits. La fonction bind_rows() permet de faire cela.

- soit l'un à côté de l'autre quand ils ont le même nombre de lignes, et si possible les mêmes observations en lignes. La fonction `bind_cols()` permet de faire cela.

Prenons un exemple.

Imaginons que nous ayons 2 tableaux contenant les mêmes variables. Le premier, nommé `colorado`, contient les informations des vols ayant décollé de New York en 2013 et ayant atterri à l'aéroport de Yampa Valley au Colorado (aéroport HDN).

```
colorado <- flights %>%
  filter(dest == "HDN")

colorado

# A tibble: 15 x 19
  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     5      829          830     -1       1047        1111
2 2013     1    12      827          830     -3       1112        1111
3 2013     1    19      843          830      13       1123        1111
4 2013     1    26      828          830     -2       1114        1111
5 2013    12    21      916          830      46       1149        1117
6 2013    12    28      913          829      44       1128        1116
7 2013     2     2      858          830      28       1124        1111
8 2013     2     9       NA          830      NA       NA         1111
9 2013     2    16      834          830      4        1114        1111
10 2013    2    23      826          830     -4       1050        1111
11 2013     3     2      854          830      24       1104        1111
12 2013     3     9      838          830      8        1107        1111
13 2013     3    16      845          830      15       1154        1111
14 2013     3    23      835          830      5        1104        1111
15 2013     3    30      825          830     -5       1045        1111
# ... with 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>
```

Le second est nommé `indiana`. Il contient les informations des vols ayant décollé de New York en 2013 et ayant atterri à l'aéroport de South Bend en Indiana (aéroport SBN).

```
indiana <- flights %>%
  filter(dest == "SBN")

indiana

# A tibble: 10 x 19
  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     5      829          830     -1       1047        1111
2 2013     1    12      827          830     -3       1112        1111
3 2013     1    19      843          830      13       1123        1111
4 2013     1    26      828          830     -2       1114        1111
5 2013    12    21      916          830      46       1149        1117
6 2013    12    28      913          829      44       1128        1116
7 2013     2     2      858          830      28       1124        1111
8 2013     2     9       NA          830      NA       NA         1111
9 2013     2    16      834          830      4        1114        1111
10 2013    2    23      826          830     -4       1050        1111
```

```

1 2013 10 18 1820 1745 35 2030 2011
2 2013 11 1 2012 1905 67 2221 2131
3 2013 11 22 2013 1905 68 2224 2131
4 2013 12 1 1241 1215 26 1431 1431
5 2013 8 30 1909 1910 -1 2117 2136
6 2013 9 1 833 840 -7 1030 1040
7 2013 9 8 847 840 7 1043 1040
8 2013 9 20 1948 1950 -2 2207 2216
9 2013 9 22 837 840 -3 1025 1040
10 2013 9 27 2011 1950 21 2209 2216
# ... with 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>

```

Puisque les variables de ces 2 tableaux sont les mêmes, nous pouvons “empiler” ces 2 tableaux pour n’en former qu’un seul :

```
bind_rows(colorado, indiana)
```

```

# A tibble: 25 x 19
  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 5 829 830 -1 1047 1111
2 2013 1 12 827 830 -3 1112 1111
3 2013 1 19 843 830 13 1123 1111
4 2013 1 26 828 830 -2 1114 1111
5 2013 12 21 916 830 46 1149 1117
6 2013 12 28 913 829 44 1128 1116
7 2013 2 2 858 830 28 1124 1111
8 2013 2 9 NA 830 NA NA 1111
9 2013 2 16 834 830 4 1114 1111
10 2013 2 23 826 830 -4 1050 1111
# ... with 15 more rows, and 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>

```

Vous noterez que le nombre de lignes du nouveau tableau est la somme des nombres de lignes des 2 tableaux de départ. Bien sûr, cette opération n'est utile que si les tableaux nous sont fournis séparément. Ici, il aurait été bien plus rapide d'obtenir le même résultat en tapant :

```

flights %>%
  filter(dest %in% c("HDN", "SBN"))

# A tibble: 25 x 19
  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   5    829        830     -1    1047    1111
2 2013    1  12    827        830     -3    1112    1111
3 2013    1  19    843        830     13    1123    1111
4 2013    1  26    828        830     -2    1114    1111
5 2013   10  18   1820       1745     35    2030    2011
6 2013   11   1   2012       1905     67    2221    2131
7 2013   11  22   2013       1905     68    2224    2131
8 2013   12   1   1241       1215     26    1431    1431
9 2013   12  21    916        830     46    1149    1117
10 2013   12  28    913       829     44    1128    1116
# ... with 15 more rows, and 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>

```

Le fonctionnement de `bind_cols()` est le même :

```
a <- tibble(x = 1:3,
            y = c(2, 4, 6),
            z = c(TRUE, FALSE, FALSE))
```

```
b <- tibble(r = 10:8,
            s = rnorm(3))
```

```
a
```

```
# A tibble: 3 x 3
  x     y z
  <int> <dbl> <lgl>
1 1     2 TRUE
2 2     4 FALSE
3 3     6 FALSE
```

```
b
```

```
# A tibble: 3 x 2
  r     s
  <int> <dbl>
1 10 -1.22
2 9  0.710
3 8 -0.109
```

```
bind_cols(a,b)
```

```
# A tibble: 3 x 5
  x     y z     r     s
  <int> <dbl> <lgl> <int> <dbl>
1 1     2 TRUE  10 -1.22
```

2	2	4 FALSE	9	0.710
3	3	6 FALSE	8	-0.109

Ici, puisque a et b ont le même nombre de lignes, il est possible de les accoler. Cela n'a de sens que si les lignes des 2 tableaux correspondent aux mêmes observations.

6.10 Exercices

- Créez un tableau `delayed` indiquant, pour chaque compagnie aérienne et chaque mois de l'année, le nombre de vols ayant eu un retard supérieur à 30 minutes à l'arrivée à destination. Ce tableau devrait contenir uniquement 3 colonnes :
 - `carrier` : la compagnie aérienne
 - `month` : le mois de l'année 2013
 - `n_delayed` : le nombre de vols ayant plus de 30 minutes de retard
- Créez un tableau `total` indiquant le nombre total de vols affrétés (et non annulés) par chaque compagnie aérienne et chaque mois de l'année. Ce tableau devrait contenir seulement 3 colonnes :
 - `carrier` : la compagnie aérienne
 - `month` : le mois de l'année 2013
 - `n_total` : le nombre total de vols arrivés à destination
- Fusionnez ces 2 tableaux en réalisant la jointure appropriée. Le tableau final, que vous nommerez `carrier_stats` devrait contenir 185 lignes. Si certaines colonnes contiennent des données manquantes, remplacez-les par des 0 à l'aide des fonctions `mutate()` et `replace_na()`.
- Ajoutez à votre tableau `carrier_stats` une variable `rate` qui contient la proportion de vols arrivés à destination avec plus de 30 minutes de retard, pour chaque compagnie aérienne et chaque mois de l'année.
- Ajoutez à votre tableau `carrier_stats` le nom complet des compagnies aériennes en réalisant la jointure appropriée avec le tableau `airlines`.
- Faites un graphique synthétique présentant ces résultats de la façon la plus claire possible
- Quelle compagnie aérienne semble se comporter très différemment des autres ? À quoi pouvez-vous attribuer ce comportement atypique ?
- Pour les compagnies affrétant un grand nombre de vols chaque année (e.g. UA, B6 et EV), quelles sont les périodes où les plus fortes proportions de vols en retard sont observées ? Et les plus faibles ? Quelle(s) hypothèse(s) pouvez-vous formuler pour expliquer ces observations ?
- Faites un tableau synthétique présentant ces résultats de la façon la plus compacte et claire que possible, afin par exemple de les intégrer à un rapport.