Big Analytics V: Programación en **R**

Harold A. Hernández-Roig

5-6 Febrero 2021

Contents

Chapter 1

Introducción

Estos son los ejercicios del curso :)

Estoy incluyendo las respuestas poco a poco... Avisaré cuando haya terminado el proceso.

Recuerda que tienes disponibles las diapositivas en: https://hhroig.github.io/BAV-slides/

1.1 Referencias

Chang, Winston. 2012. R Graphics Cookbook: Practical Recipes for Visualizing Data. O'Reilly Media. (Versión parcial online libre: http://www.cookbook-r.com/Graphs/).

Wickham, H. 2015. Advanced R. Chapman & Hall. (Versión online libre: http://adv-r.had.co.nz/)

Wickham, Hadley, and Garrett Grolemund. 2017. R for Data Science: Import, Tidy, Transform, Visualize, and Model Data. 1st ed. O'Reilly Media. (Versión online libre: r4ds).

Chapter 2

Visualización

Recuerda, trabajaremos en un *script* de **R**, no en la *Consola*. Además lo haremos de forma segura y organizada creando un *RStudio Project*:

- Ir a *File > New Project...*
- Podemos crear un nuevo directorio donde guardar nuestros scripts, figuras, datos, etc.;
- Por ejemplo, en el Escritorio creamos el proyecto "*intro_R*";
- Siempre que trabajemos en este proyecto, "*intro_R*" será nuestro *Working Directory*
- Ahora, creamos un nuevo script "*plots_mpg.R*" y a programar!

2.1 Paquetes

Necesitamos cargar el paquete `tidyverse`:

```
library(tidyverse)
```

```
## -- Attaching packages --------------------------------------- tidyverse 1.3.0 --
```

```
## v ggplot2 3.3.3     v purrr   0.3.4
## v tibble  3.0.6     v dplyr   1.0.3
## v tidyr   1.1.2     v stringr 1.4.0
## v readr   1.4.0     v forcats 0.5.1
```

```
## -- Conflicts ------------------------------------------ tidyverse_conflicts() --
## x dplyr::filter() masks stats::filter()
## x dplyr::lag()    masks stats::lag()
```

Notamos que este comando carga a su vez una serie de paquetes, no solo uno. Los *conflictos* son importantes a tener en cuenta porque indican que dos paquetes diferentes comparten el mismo nombre para una función. Por ejemplo, la función

`select` está repetida tanto en el paquete `dplyr` como en el paquete `MASS`. Si cargamos ambos paquetes en nuestro script, entonces para evitar conflictos debemos especificar `dplyr::select(...)` o `MASS::select(...)`.

2.2 Datos

Vamos a trabajar con los **data frames** `mpg`:

```
mpg
```

```
## # A tibble: 234 x 11
##    manufacturer model    displ  year   cyl trans   drv     cty   hwy fl    class
##    <chr>        <chr>    <dbl> <int> <int> <chr>   <chr> <int> <int> <chr> <chr>
##  1 audi         a4         1.8  1999     4 auto(l~ f        18    29 p     comp~
##  2 audi         a4         1.8  1999     4 manual~ f        21    29 p     comp~
##  3 audi         a4         2    2008     4 manual~ f        20    31 p     comp~
##  4 audi         a4         2    2008     4 auto(a~ f        21    30 p     comp~
##  5 audi         a4         2.8  1999     6 auto(l~ f        16    26 p     comp~
##  6 audi         a4         2.8  1999     6 manual~ f        18    26 p     comp~
##  7 audi         a4         3.1  2008     6 auto(a~ f        18    27 p     comp~
##  8 audi         a4 quat~   1.8  1999     4 manual~ 4        18    26 p     comp~
##  9 audi         a4 quat~   1.8  1999     4 auto(l~ 4        16    25 p     comp~
## 10 audi         a4 quat~   2    2008     4 manual~ 4        20    28 p     comp~
## # ... with 224 more rows
```

y `diamonds` de `ggplot2`:

```
head(diamonds, n = 10)
```

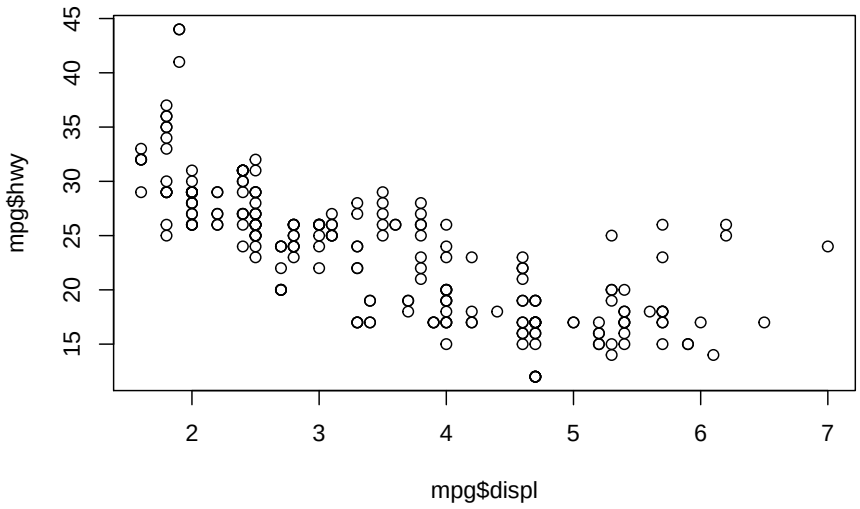
```
## # A tibble: 10 x 10
##    carat cut       color clarity depth table price     x     y     z
##    <dbl> <ord>     <ord> <ord>   <dbl> <dbl> <int> <dbl> <dbl> <dbl>
##  1 0.23  Ideal     E     SI2      61.5    55   326  3.95  3.98  2.43
##  2 0.21  Premium   E     SI1      59.8    61   326  3.89  3.84  2.31
##  3 0.23  Good      E     VS1      56.9    65   327  4.05  4.07  2.31
##  4 0.290 Premium   I     VS2      62.4    58   334  4.2   4.23  2.63
##  5 0.31  Good      J     SI2      63.3    58   335  4.34  4.35  2.75
##  6 0.24  Very Good J     VVS2     62.8    57   336  3.94  3.96  2.48
##  7 0.24  Very Good I     VVS1     62.3    57   336  3.95  3.98  2.47
##  8 0.26  Very Good H     SI1      61.9    55   337  4.07  4.11  2.53
##  9 0.22  Fair      E     VS2      65.1    61   337  3.87  3.78  2.49
## 10 0.23  Very Good H     VS1      59.4    61   338  4     4.05  2.39
```

Un *data frame* es una colección rectangular de datos donde las variables están organizadas por columnas y las observaciones por filas. Si ejecutamos `?mpg` (o `?diamonds`) el panel de Ayuda brinda una descripción de los datos.

2.3 Visualización con R base

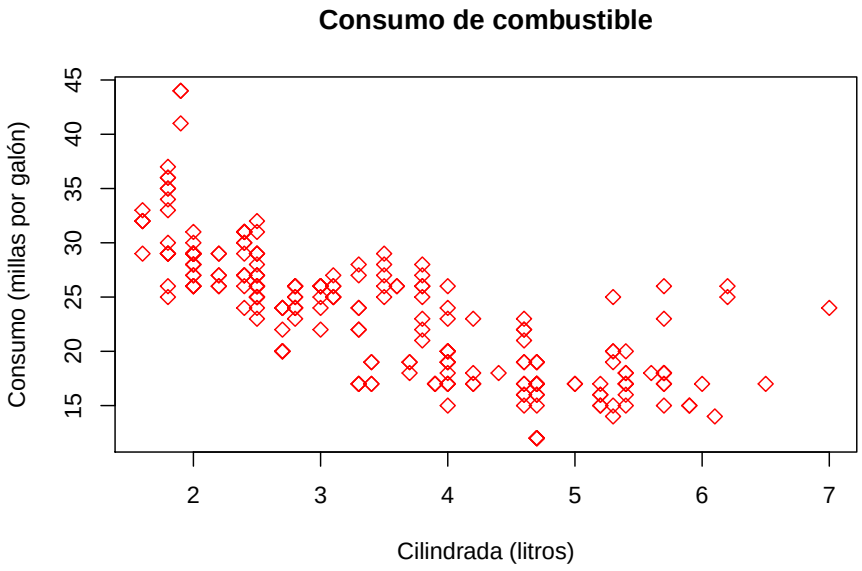
Nos vamos a concentrar en las variables `displ` y `hwy`:

```
plot(mpg$displ, mpg$hwy)
```



Esto es un *diagrama de dispersión*. Si hacemos `?plot` vemos las características que podemos variar. Por ejemplo:

```
plot(mpg$displ, mpg$hwy,
     main = "Consumo de combustible",
     xlab = "Cilindrada (litros)",
     ylab = "Consumo (millas por galón)",
     pch = 5,
     col = "red")
```



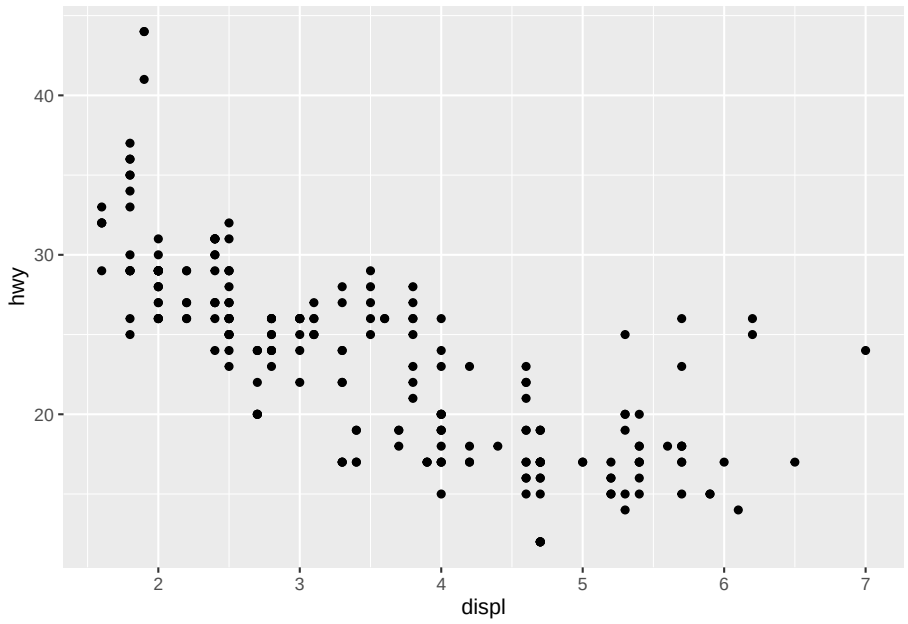
2.4 Visualización con `ggplot2`

El modelo básico para crear un *ggplot* tiene la forma:

```
ggplot(data = <DATA>) +
  <GEOM_FUNCTION>(mapping = aes(<MAPPINGS>))
```

Así que para emular el gráfico previo hacemos:

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy))
```

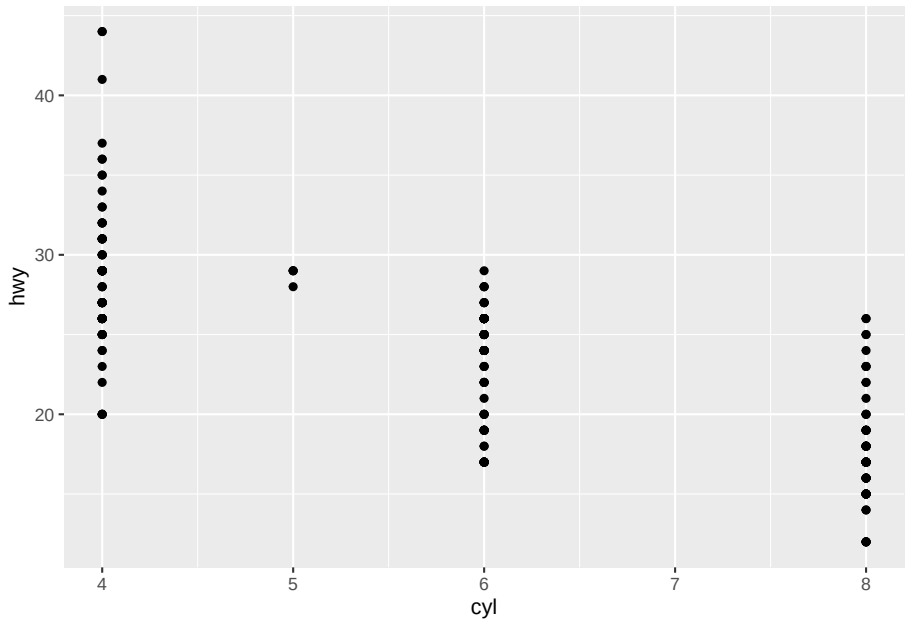


2.4.1 Ejercicios

1. Hacer el diagrama de dispersión de `hwy` vs. `cyl` ¿qué crees del gráfico obtenido?

R/

```
ggplot(mpg, aes(x = cyl, y = hwy)) +
  geom_point()
```

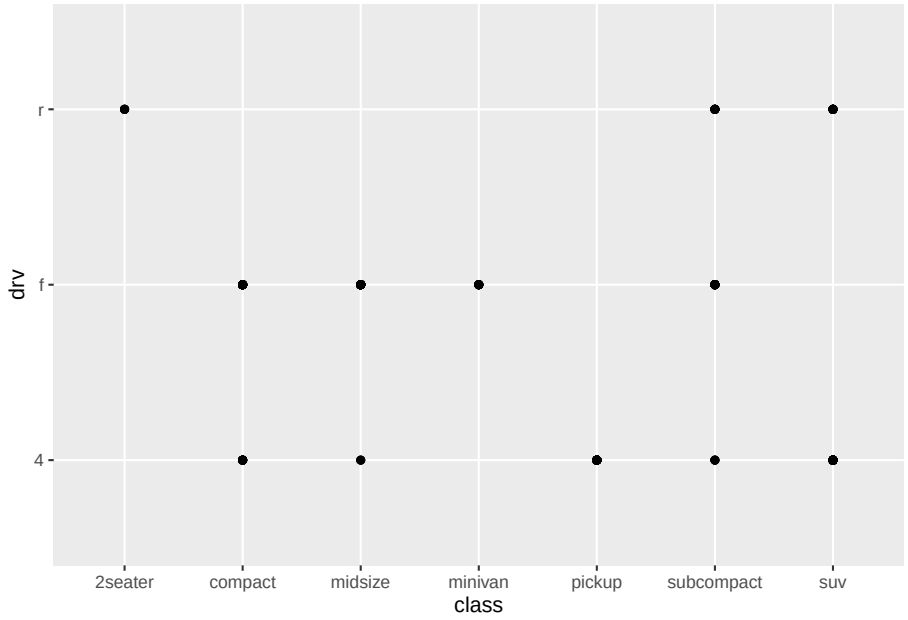


2. ¿Qué pasa si hacemos el diagrama de `class` vs. `drv`? ¿por qué crees que hay menos puntos?

R/

Ambas son categóricas, por tanto, no es un buen plot.

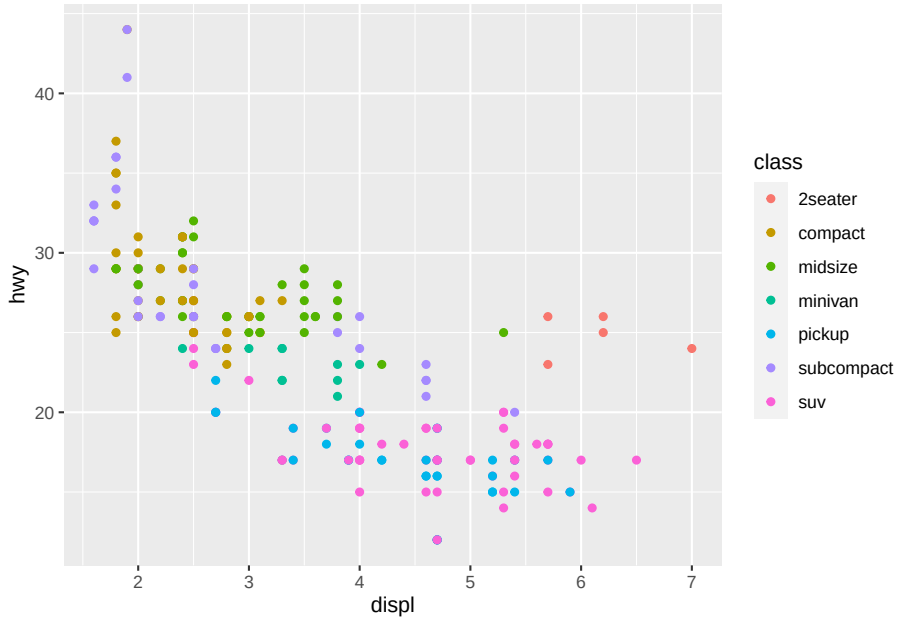
```
ggplot(mpg, aes(x = class, y = drv)) +
  geom_point()
```



2.4.2 Cambiando la *estética*

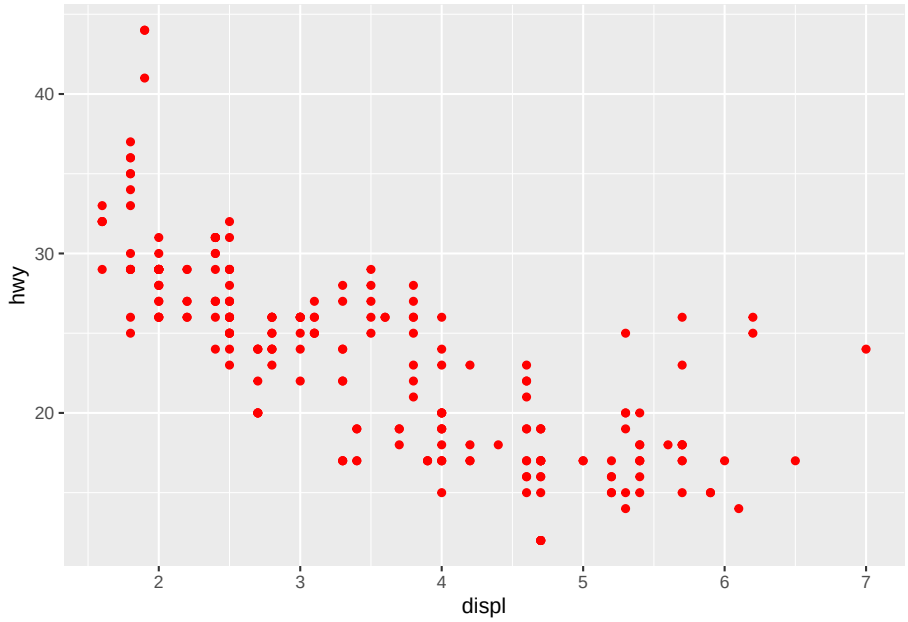
Habréis notado la instrucción `aes( x = ..., y = ...)`. Si vamos a la ayuda (presionando `F1` una vez que el cursos está sobre la función deseada) notaremos que corresponde al **aesthetic mapping** de `ggplot`. Además de definir qué va en el *eje x* y qué va en el *eje y*, podemos incluir más información de los datos en nuestro plot, por ejemplo, definiendo un color, forma o tamaño diferente en función del tipo de vehículo (variable `class`). Veamos un ejemplo, asignando un color diferente para cada tipo de vehículo:

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = class))
```



Notar que para fijar las características de forma manual debemos escribimos la instrucción fuera de `aes()`:

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy), color = "red")
```



2.4.2.1 Ejercicios

3. ¿Qué pasa si en lugar de `color`, usamos `alpha`, `shape` o `size`?

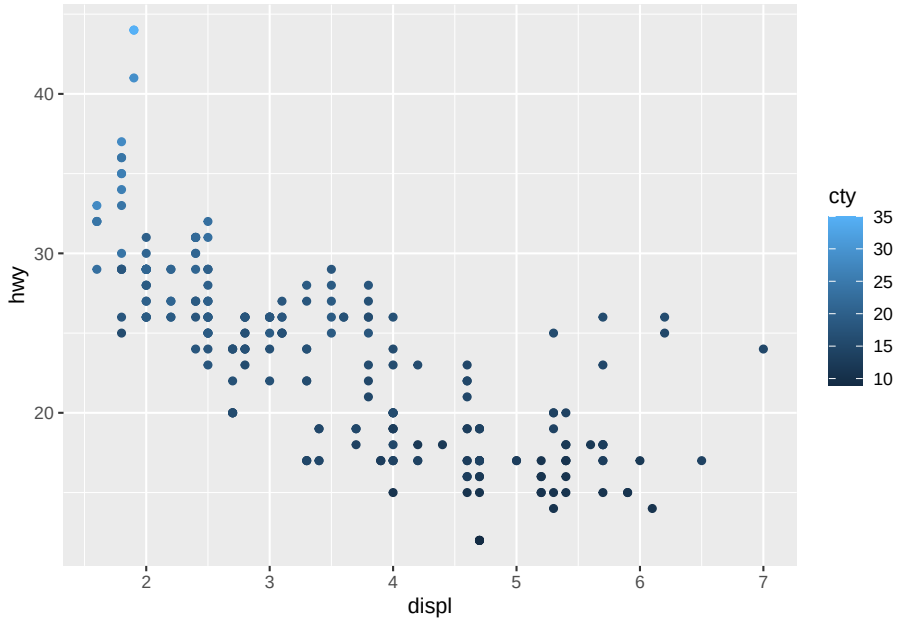
R/

Explora con algún ejemplo en el que uses `color` y cambia a `alpha`, `shape` o `size`...

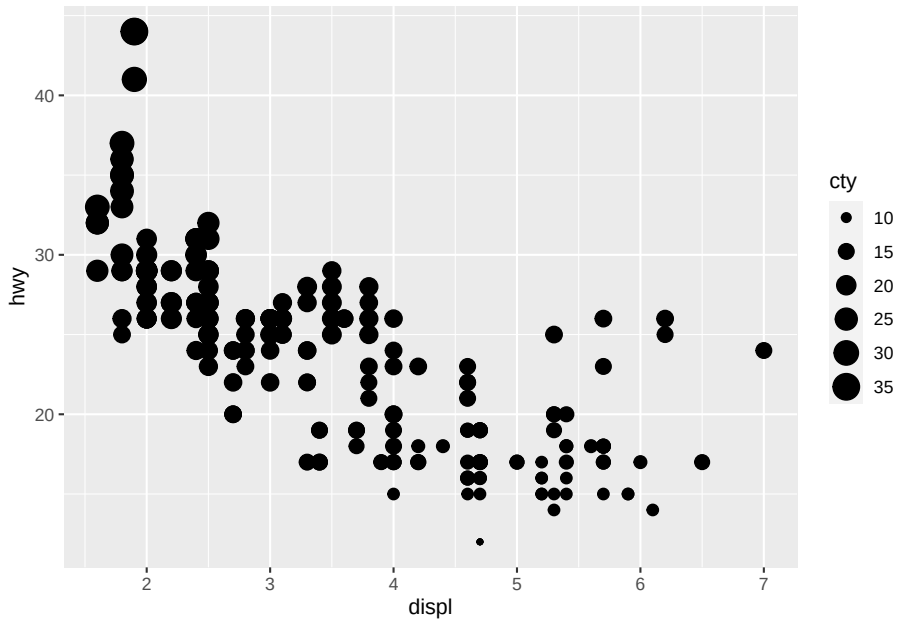
4. ¿Qué pasa al asignar una variable continua (e.g. `cty`) a `color`, `size` o `shape`? Hint: para el caso de `shape` visita https://ggplot2.tidyverse.org/articles/ggplot2-specs.html#point-1.

R/

```
ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy, colour = cty)) +
  geom_point()
```




```
ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy, size = cty)) +
  geom_point()
```



`shape` no funcionará porque no podemos pasarle un argumento continuo. Intenta con este ejemplo:

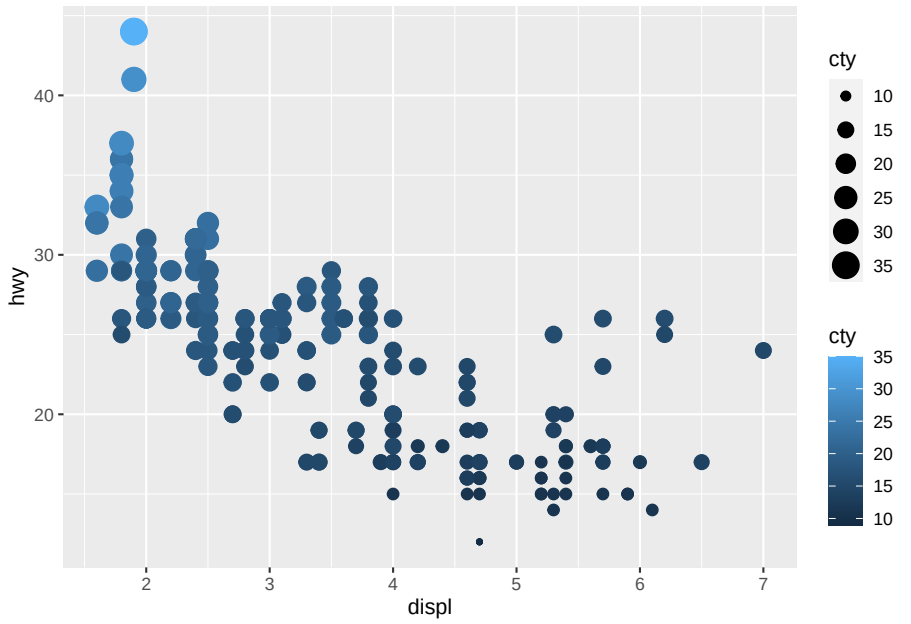
```
ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy, shape = cty)) +
  geom_point()
```

5. ¿Qué pasa si asignamos la misma variable continua (e.g. `cty`) a `color` y `size` a la vez?

R/

Simplemente estaremos construyendo un plot con información redundante:

```
ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy, colour = cty, size = cty)) +
  geom_point()
```



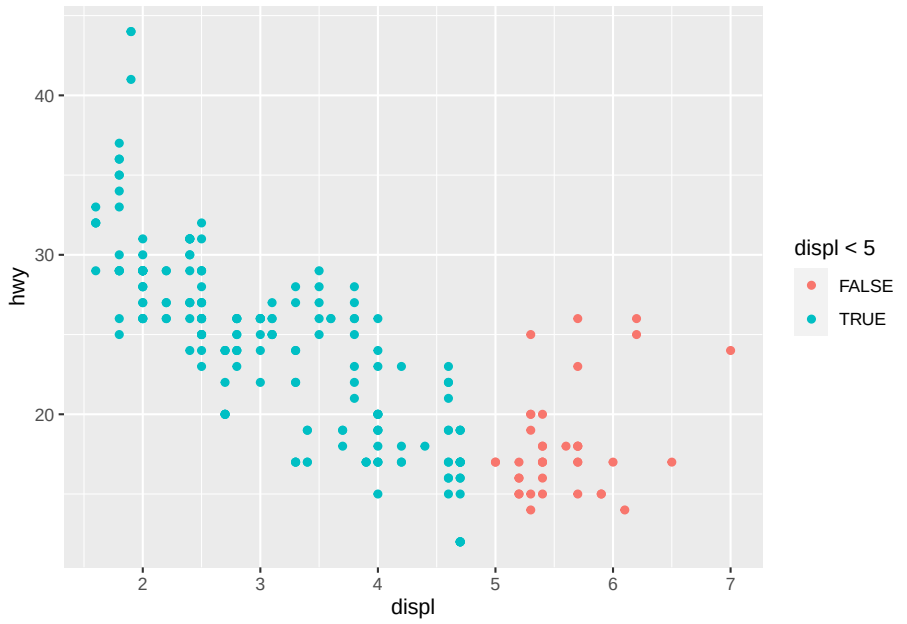
6. Visita la ayuda `?geom_point` (también https://ggplot2.tidyverse.org/reference/geom_point.html) y explora los diferentes *aesthetic* que puedes especificar.

7. Agrega al *aesthetic* de tu plot la expresión `colour = displ < 5`. Esto ya no es una variable si no una expresión que devuelve un booleano. ¿Puedes explicar el plot resultante?

R/

Es equivalente a agregar una nueva etiqueta que diferencia las observaciones que cumplen `displ < 5` y `displ >= 5`

```
ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy, colour = displ < 5)) +
  geom_point()
```

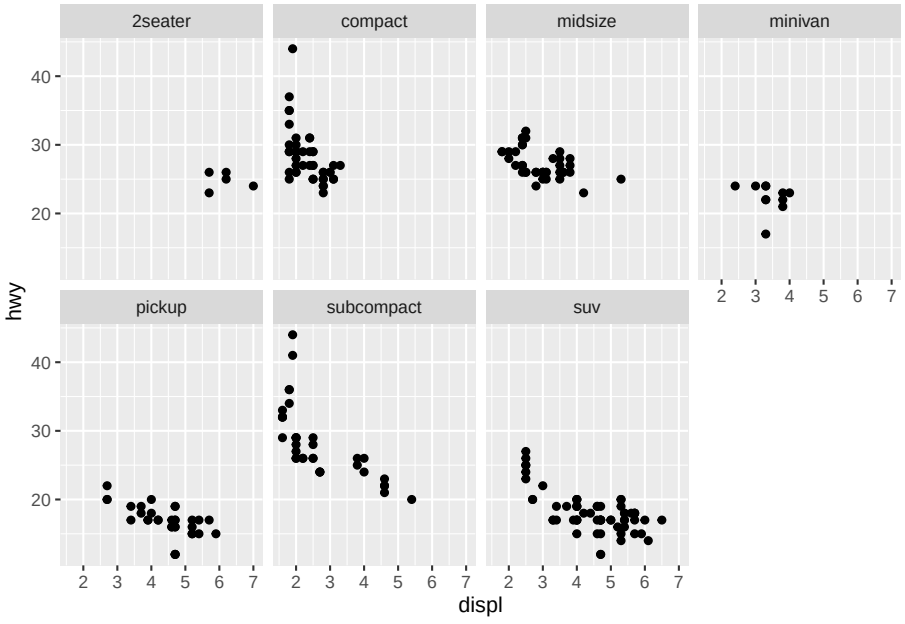


2.4.3 Las *facetas*

Habréis notado que en la sección anterior estábamos representando *3 dimensiones* (3D) en el plano (que tiene solo 2D). Con las facetas (**facets**) particionamos un gráfico de acuerdo a cierta (o ciertas) variables.

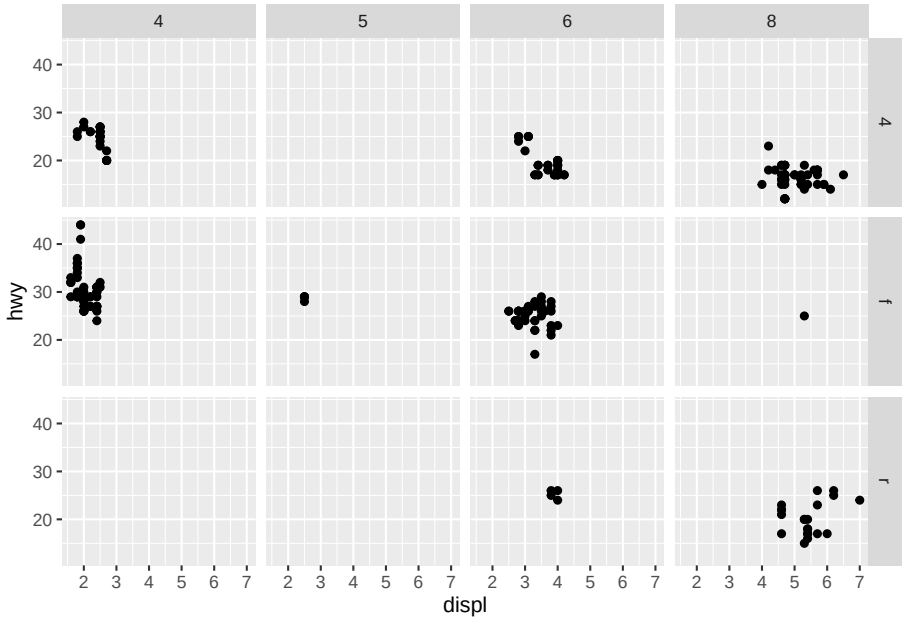
Para crear facetas de acuerdo a una única variable usamos `facet_wrap()`. El primer argumento será una "fórmula" de **R**. Las fórmulas son una estructura del lenguaje, formadas con el símbolo `~` y que permite relacionar variables o transformaciones de variables (i.e. sumas, logaritmos o la identidad). En este caso, debemos tener cuidado de pasar a `facet_wrap()` una variable discreta:

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  facet_wrap(~ class, nrow = 2)
```



Si queremos particionar nuestro gráfico de acuerdo a una combinación de variables usamos `facet_grid`. Por ejemplo:

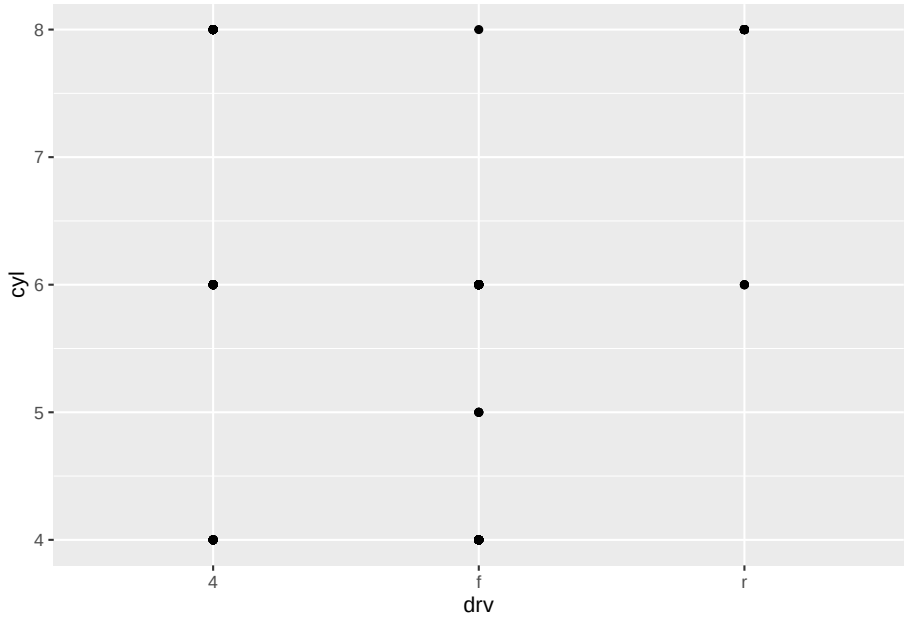
```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  facet_grid(drv ~ cyl)
```



2.4.3.1 Ejercicios

8. ¿Qué hemos hecho en el gráfico de arriba? ¿Por qué hay facetas vacías? Hint: intenta relacionar tus impresiones con el siguiente gráfico:

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = drv, y = cyl))
```

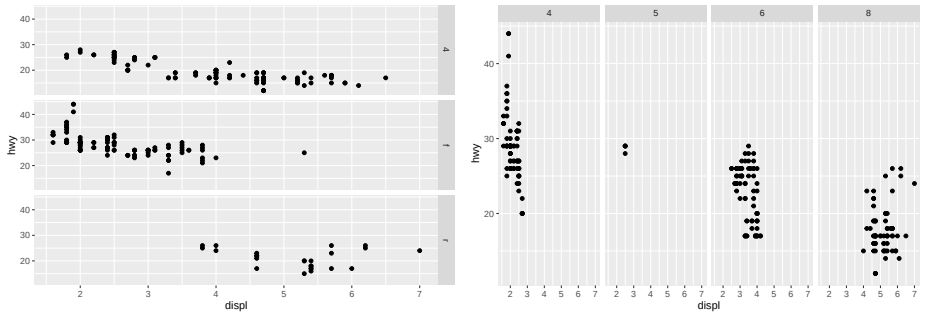


R/

No hay observaciones con todas las combinaciones de posibles niveles de ambas variables categóricas.

9. Explica el uso del punto . en los siguientes plots:

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  facet_grid(drv ~ .)

ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  facet_grid(. ~ cyl)
```

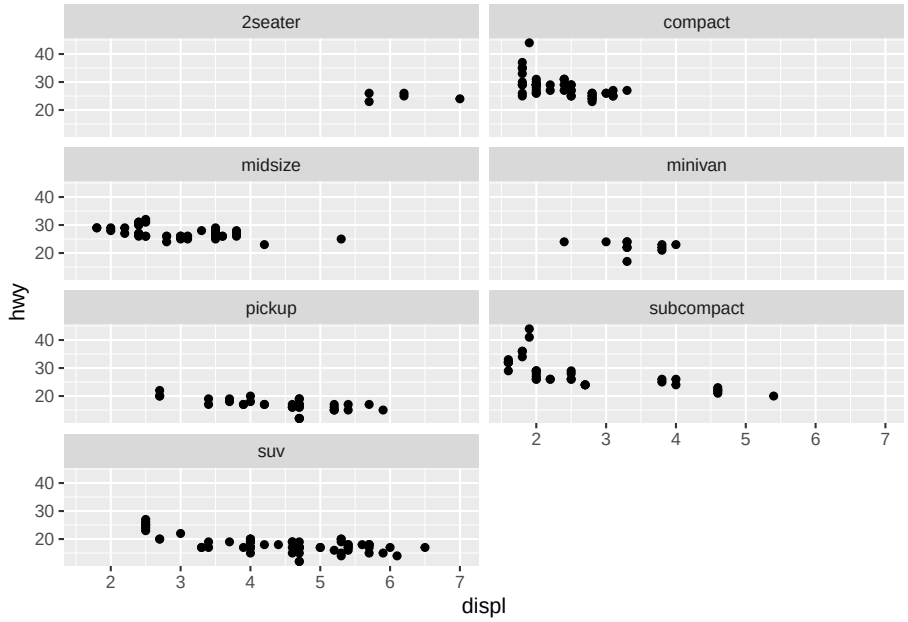


R/

El primero arregla los plots por filas y el segundo por columnas.

10. ¿Para qué sirven los argumentos `nrow` y `ncol`? ¿En qué tipo de facetas se pueden usar? Explora la ayuda `facet_wrap` y `facet_grid` o el manual en https://ggplot2.tidyverse.org/reference/index.html.

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  facet_wrap(~class, nrow = 4)
```

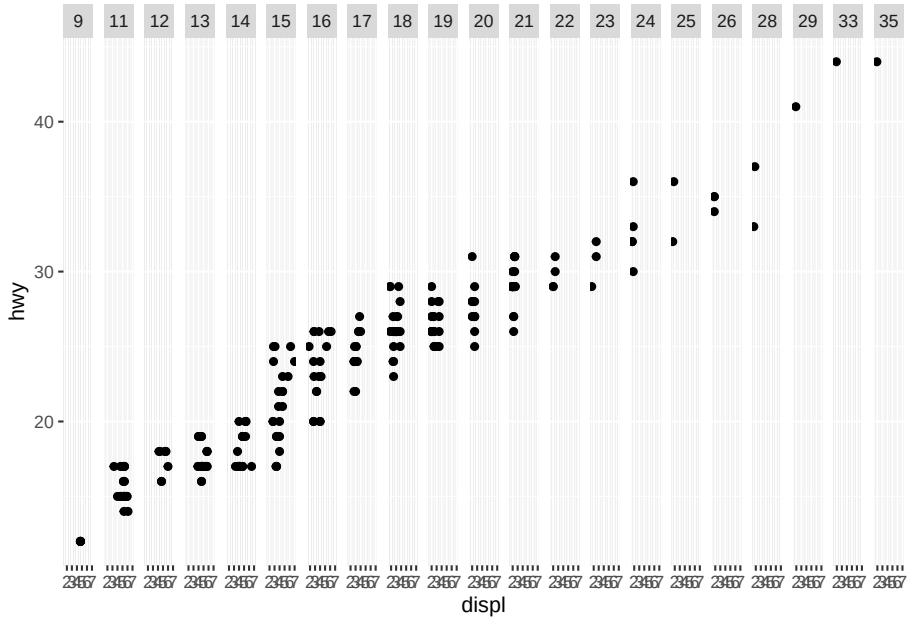


R/

Ajusta el número de filas en las que arreglamos los plots.

11. ¿Qué pasa si usamos una variable continua para hacer facetas? Intenta hacerlo con `cty`.

```
ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point() +
  facet_grid(. ~ cty)
```



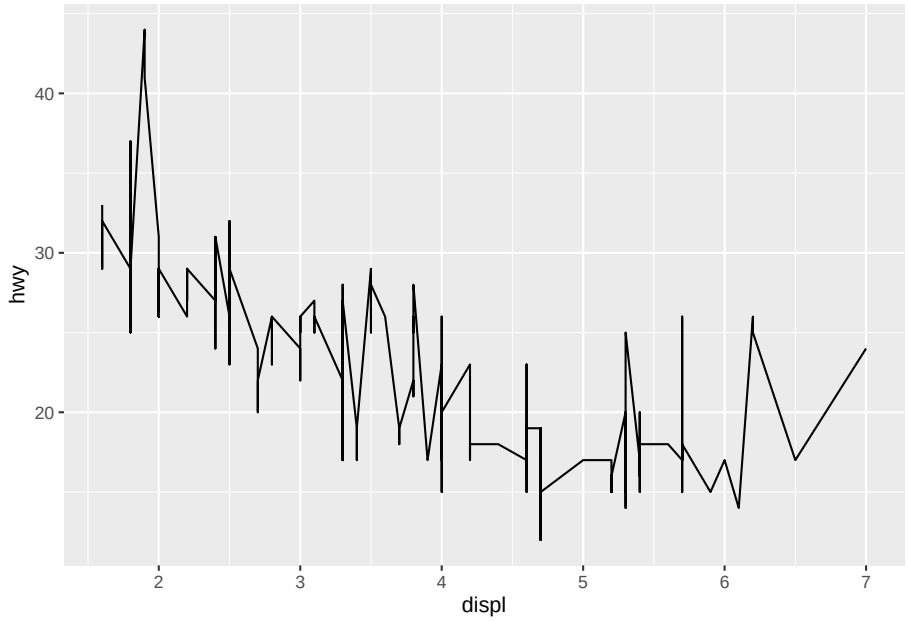
R/

No es muy útil tener tantos paneles. En este caso, los plots son medianamente interpretables porque la variable `cty` tiene pocos valores únicos.

2.4.4 Objetos geométricos geoms

Hasta ahora solo hemos hecho diagramas de dispersión usando `geom_point`. En `ggplot` es muy sencillo cambiar el tipo de gráfico cambiando a otro **geom** (*objeto geométrico*). Aún así, los argumentos de cada **geom** pueden variar un poco (parecido a lo que pasa entre `facet_wrap` y `facet_grid`). Por ejemplo, si en lugar de un diagrama de dispersión quisiéramos un gráfico de líneas:

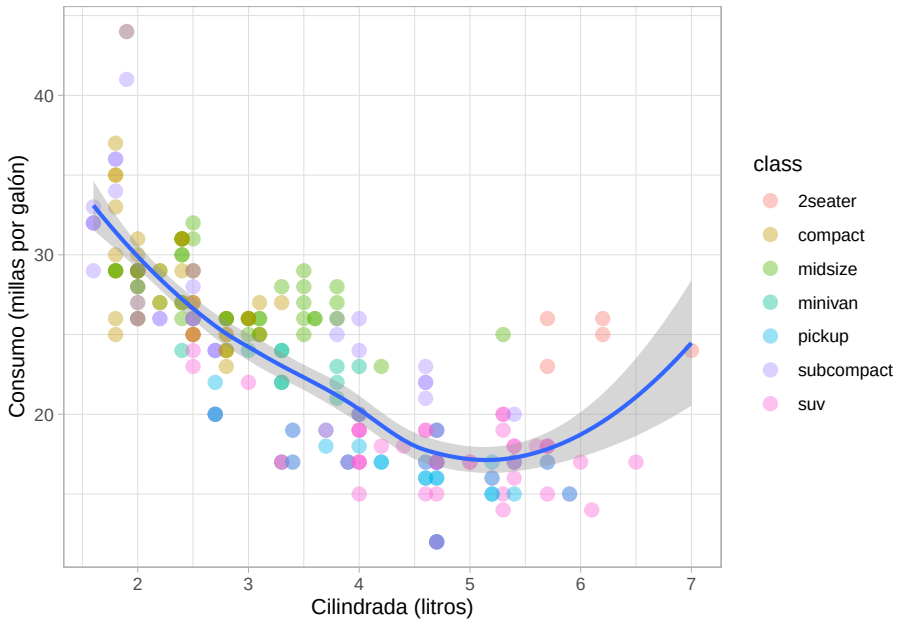
```
ggplot(data = mpg) +
  geom_line(mapping = aes(x = displ, y = hwy))
```



Este gráfico no es muy útil (además de ser estéticamente horrible). Sin embargo tanto este como el diagrama de dispersión parecen indicar que a mayor cilindrada (`displ`) mayor consumo (menor cantidad de millas autopista por galón `hwy`), excepto para algunos vehículos de gran cilindrada (los puntos más a la derecha). Sin dudas, debe haber una "curva suave" que pueda describir esta relación entre `hwy` y `displ`... así que es un buen momento para echarle un ojo a "la chuleta" (**Cheatsheet**) del paquete `ggplot`. Te adelanto que la curva se puede estimar con `geom_smooth`:

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, colour = class), alpha = 0.4, size = 3)
  geom_smooth(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  xlab('Cilindrada (litros)') +
  ylab('Consumo (millas por galón)') +
  theme_light()
```

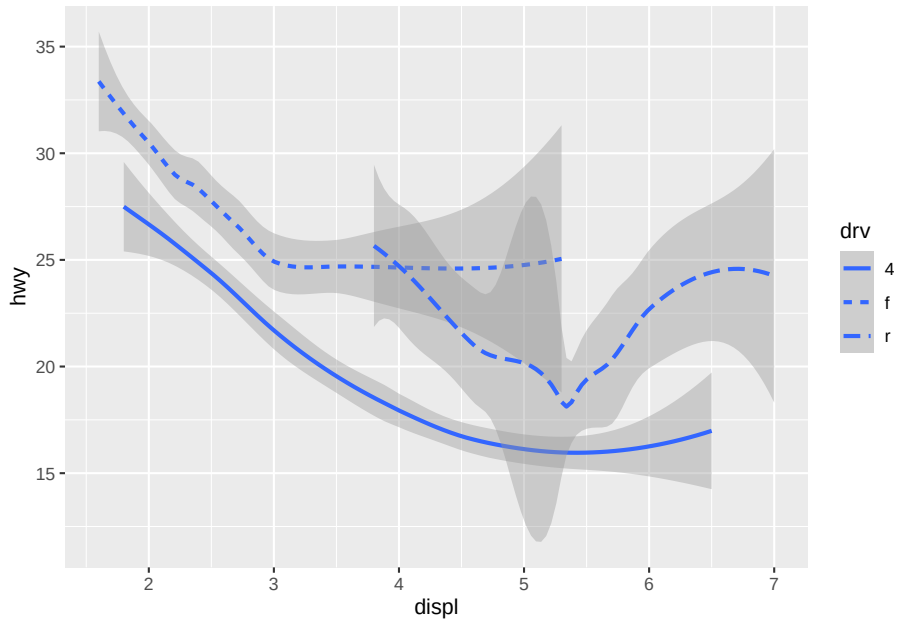
```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```



En este caso ya hemos añadido dos diferentes **geoms** a un mismo plot, además hemos modificado los nombres de los ejes, hemos modificado un poco las estética de los puntos y hemos usado un "tema" (`theme`) con fondo blanco. Aún así, los tipos de vehículos son muchos y es complicado establecer una relación entre el tipo de vehículo y la monotonía de la curva suave. Vamos a ver qué pasa si hacemos el "suavizado" según el tipo de tracción (`drv`):

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_smooth(mapping = aes(x = displ, y = hwy, linetype = drv))
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```



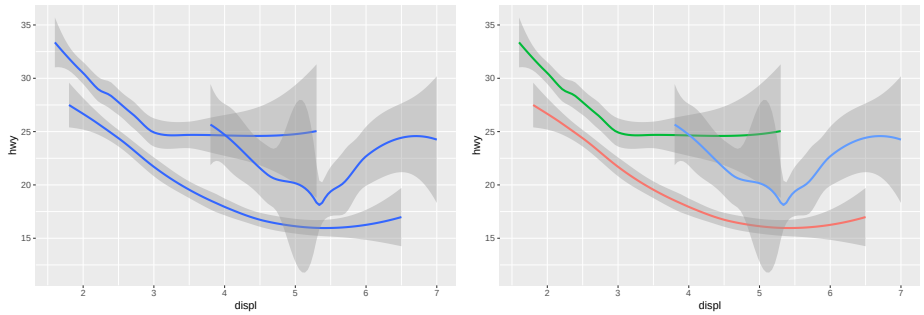
Fíjate que ahora estamos describiendo la relación entre cilindrada y consumo 3 curvas suaves que corresponden al tipo de tracción (*r*: *rear*/trasera, *f*: *front*/delantera y *4*: ambos ejes delantero y trasero). Hemos usado `linetype` para diferenciar la estética de las 3 clases que describe `drv`... si tienes dudas consulta los argumentos estéticos de `geom_smooth` https://ggplot2.tidyverse.org/reference/geom_smooth.html#aesthetics. Si usamos, por ejemplo, `group` o `color`:

```
# suavizar de acuerdo a los niveles de 'drv'
# agrupa, pero no diferencia con colores o tipos de línea
ggplot(data = mpg) +
  geom_smooth(mapping = aes(x = displ, y = hwy, group = drv))
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```

```
# suavizar de acuerdo a los niveles de 'drv'
# agrupa y diferencia con colores
ggplot(data = mpg) +
  geom_smooth(
    mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = drv),
    show.legend = FALSE
  )
```

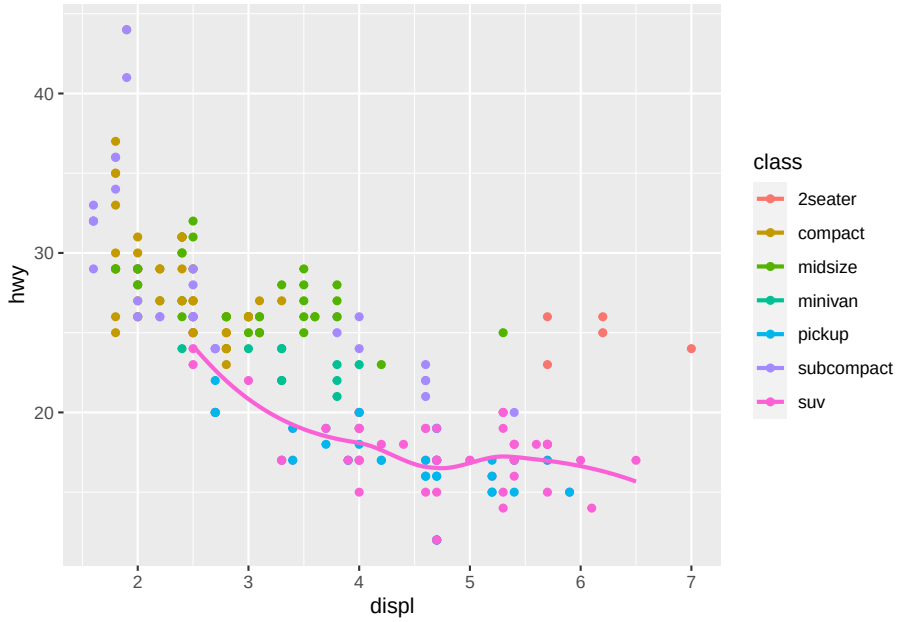
```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```



Podemos además ir un poco más lejos e intentar hacer el suavizado (estimar la curva suave) para un tipo de vehículo determinado (de acuerdo a los niveles de `class`). Por ejemplo, en el caso de vehículos `suv`:

```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = class)) +
  geom_smooth(data = filter(mpg, class == "suv"),
              mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = class),
              se = FALSE)
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```



2.4.4.1 Ejercicios

12. ¿Cuál será la diferencia entre estos dos gráficos?

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point() +
  geom_smooth()

ggplot() +
  geom_point(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_smooth(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy))
```

R/

Ninguna diferencia, aunque podemos hacerlo más legible:

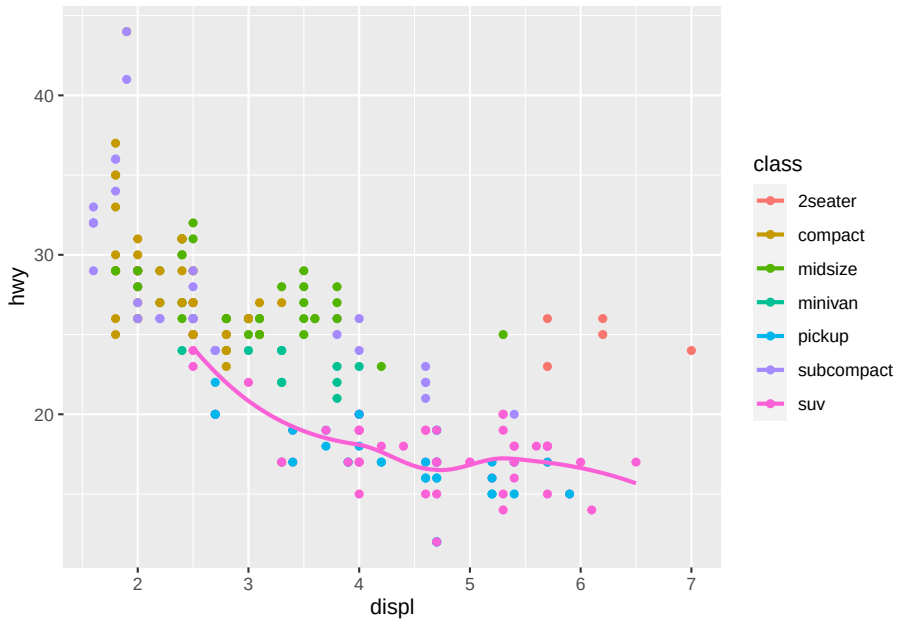
```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point() +
  geom_smooth()
```

De acuerdo a tus impresiones, reescribe el código que hace el suavizado solo para los vehículos `suv`. El objetivo es lograr un código legible y sin argumentos innecesarios. ¿Qué produce la instrucción `se = FALSE`?

R/

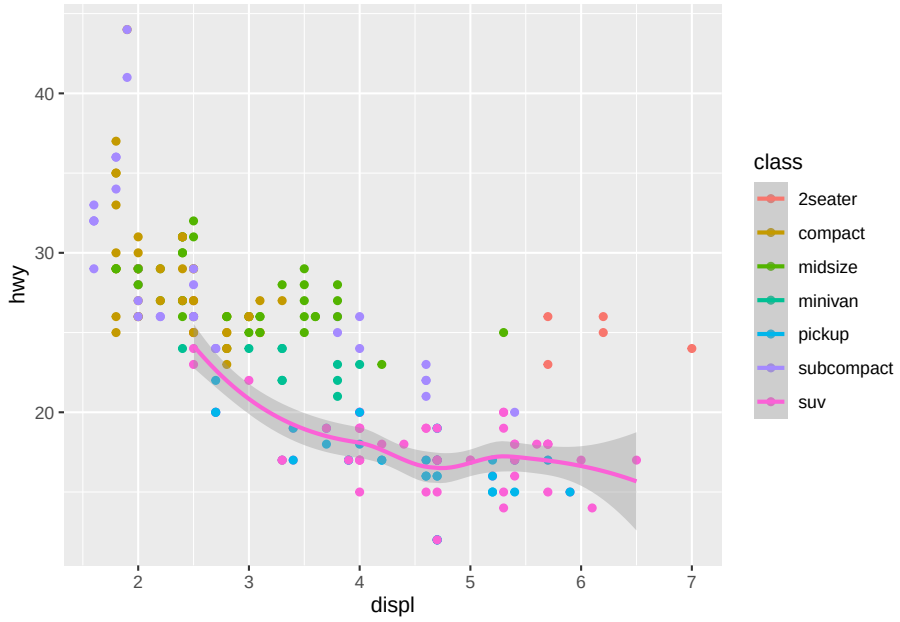
```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = class)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(data = filter(mpg, class == "suv"),
              se = FALSE)
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```




```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = class)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(data = filter(mpg, class == "suv"),
              se = TRUE)
```

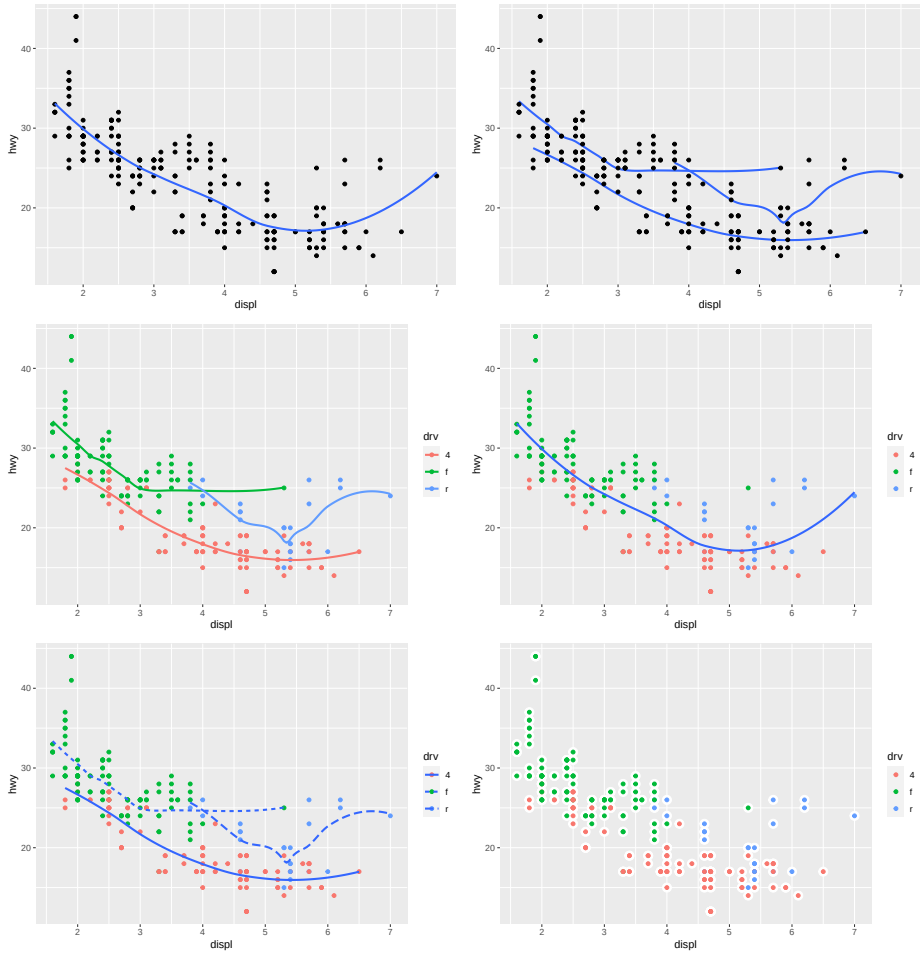
```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```

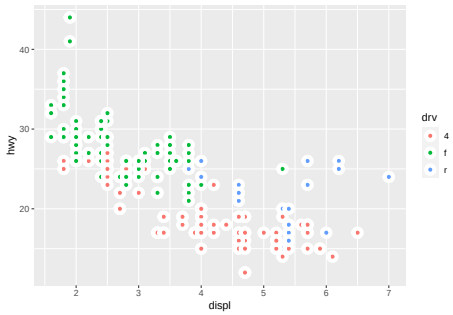


13. Reproducir los siguientes gráficos:

```
ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(se = FALSE, )

ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_smooth(mapping = aes(group = drv), se = FALSE) +
  geom_point()

ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy, colour = drv)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(se = FALSE)

ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point(aes(colour = drv)) +
  geom_smooth(se = FALSE)

ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point(aes(colour = drv)) +
  geom_smooth(aes(linetype = drv), se = FALSE)

ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point(size = 4, color = "white") +
  geom_point(aes(colour = drv))
```

```
ggplot(mpg, aes(x = displ, y = hwy)) +
  geom_point(aes(fill = drv),
             shape = 21,
             colour = "white",
             size = 2,
             stroke = 3)
```





R/

Códigos incluidos con los gráficos.

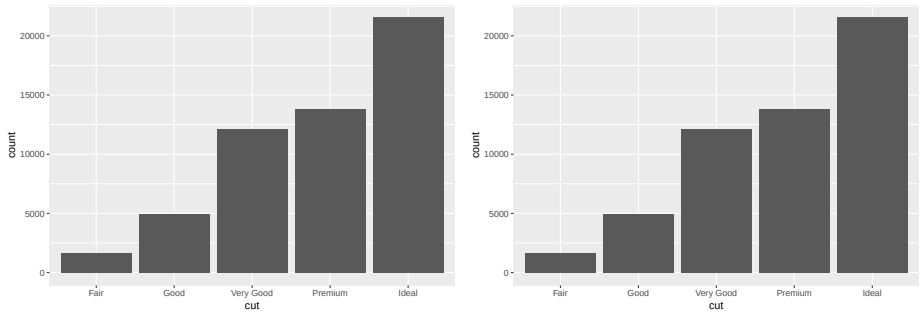
2.4.5 Transformaciones estadísticas

En la sección anterior `ggplot` hizo algunas transformaciones por nosotros. Está claro que la "curva suave" con la que hemos trabajado no forma parte de `mpg`, sino que es una estimación a partir de una regresión lineal, local (loess) o un spline. De hecho, muchos de los **geoms** de `ggplot` hacen transformaciones estadísticas por nosotros:

- los gráficos de barras, histogramas y polígonos de frecuencia construyen intervalos (*bins*) y cuentan el número de observaciones que "caen" dentro de estos;
- los *smoothers* (¿suavizadores? :|) como ya hemos visto;
- los diagramas de cajas (*boxplots*) calculan estadísticos importantes para entender la distribución de cierta variable continua (mediana, media, cuartiles, *outliers*).

Vamos a hacer algunos diagramas de barras con los datos `diamonds`:

```
# geom_bar tiene a stat_count como el "stat" por defecto:
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut))

# stat_count tiene a geom_bar como el "geom" por defecto:
ggplot(data = diamonds) +
  stat_count(mapping = aes(x = cut))
```



También lo podemos hacer "a mano" si contamos los elementos de cada clase y cambiamos el **stat** por defecto de `geom_bar`:

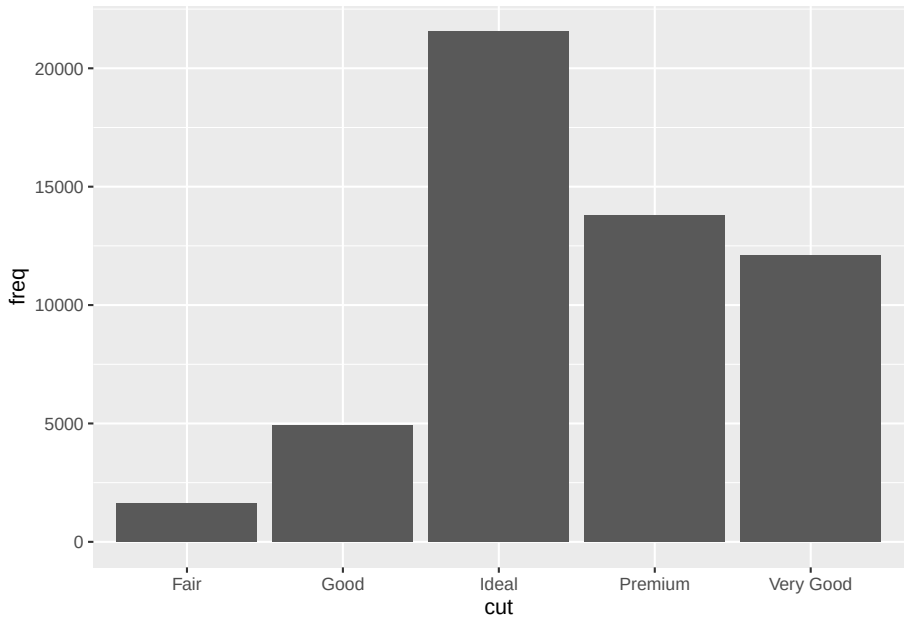
```
summary(diamonds$cut)
```

```
##      Fair      Good Very Good   Premium     Ideal
##      1610      4906     12082     13791     21551
```

```
mi_df <- data.frame( cut = c("Fair", "Good", "Very Good", "Premium", "Ideal"),
                     freq = c(1610, 4906, 12082, 13791, 21551 ))

print(mi_df)
```

```
##         cut  freq
## 1      Fair  1610
## 2      Good  4906
## 3 Very Good 12082
## 4   Premium 13791
## 5     Ideal 21551
```

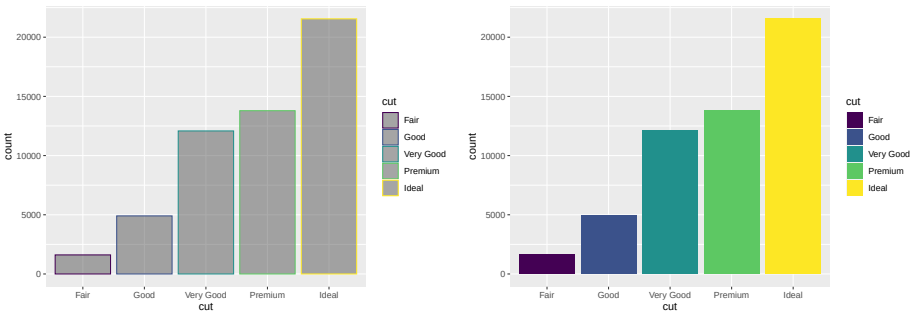
```
ggplot(data = mi_df) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, y = freq), stat = "identity")
```



Notarás que son los mismos diagramas de barras, salvo por el orden de los cortes (ahora están ordenados alfabéticamente). Esto se podría arreglar convirtiendo `mi_df$cut` a clase `factor` y reordenando los niveles... pero ya lo veremos luego :)

Podemos también añadir color, modificar la transparencia de las barras, etc.:

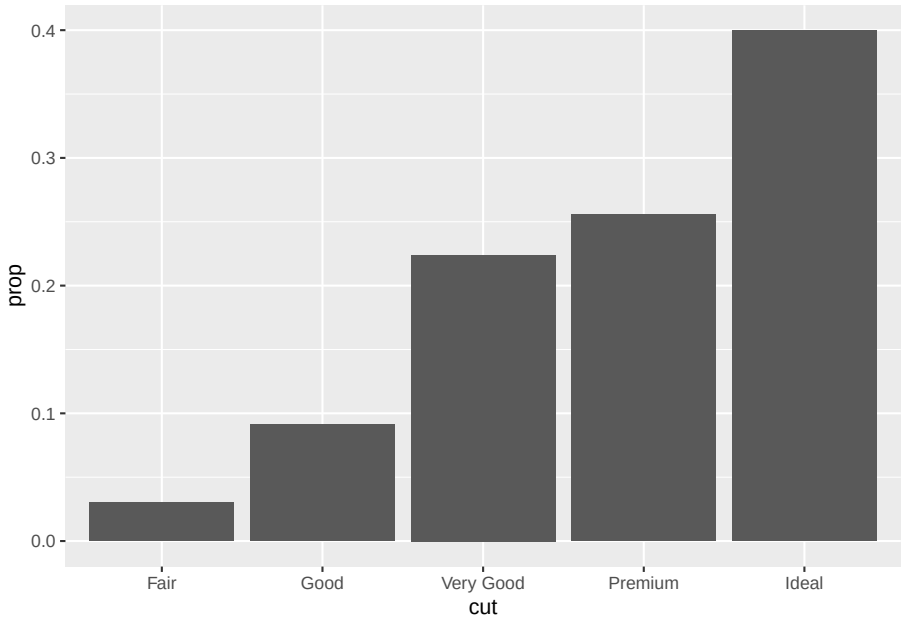
```
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, colour = cut), alpha = 0.5)
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = cut))
```



2.4.5.1 Ejercicios

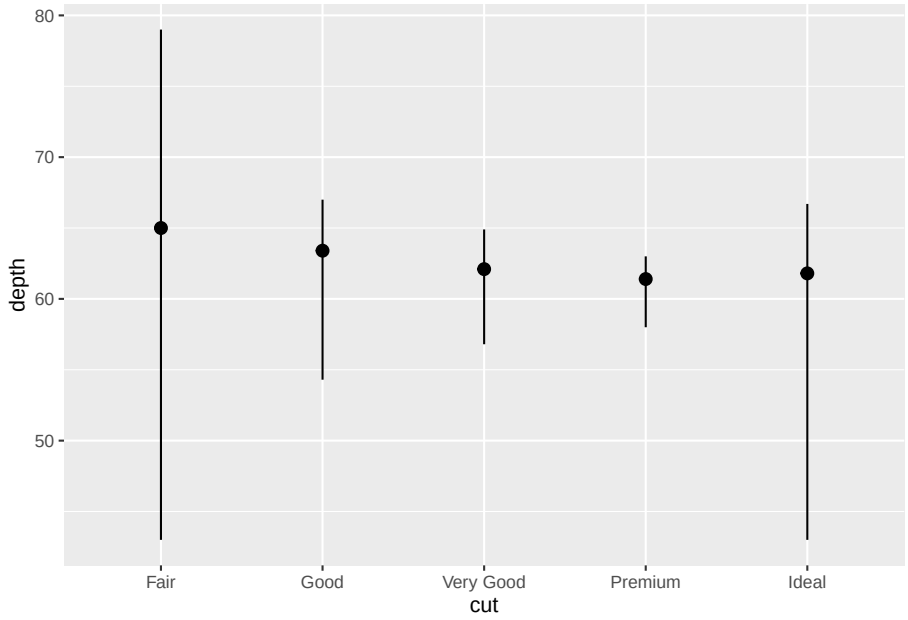
14. ¿Qué hace el siguiente código?

```
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, y = stat(prop), group = 1))
```



15. Interpreta los resultados de ejecutar:

```
ggplot(data = diamonds) +
  stat_summary(
    mapping = aes(x = cut, y = depth),
    fun.min = min,
    fun.max = max,
    fun = median
  )
```



R/

Te muestran la profundidad mínima, máxima y la mediana. No es tan útil como un diagrama de cajas (boxplot).

16. ¿Cuál es la diferencia entre `geom_bar` y `geom_col`? ¿Qué datos necesitaríamos introducir en cada función para obtener el mismo diagrama de barras en cada caso?

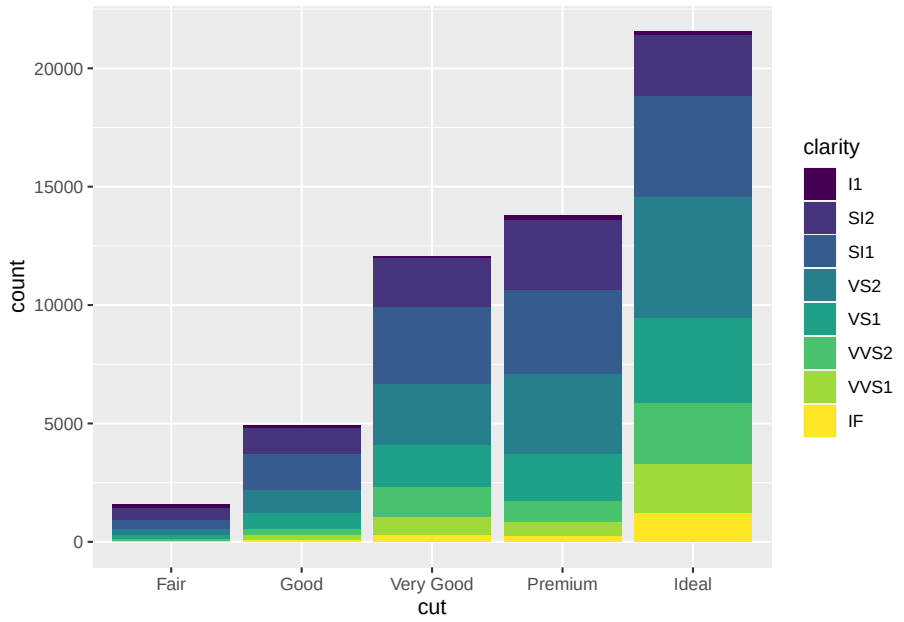
R/

- `geom_col()` tiene un "stat" diferente a `geom_bar()`
- El stat por defecto de `geom_col()` es `stat_identity()`
- El stat por defecto de `geom_bar()` es `stat_count()`

2.4.6 Ajuste de posición y sistemas de coordenadas

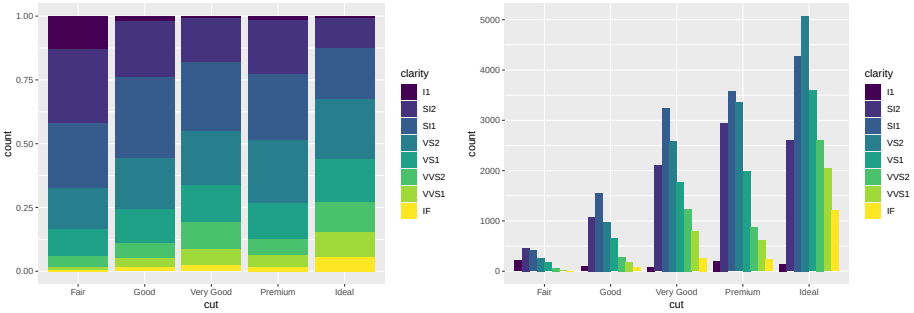
Los diagramas de barras también permiten añadir una tercera variable (además de la frecuencia en el *eje y* y la clase correspondiente en el *eje x*), como ya hemos hecho con los diagramas de dispersión. Por ejemplo si utilizamos la variable `clarity` para "rellenar" las barras:

```
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = clarity))
```



Si variamos el parámetro de posición (**position adjustment**) podemos hacer más fácil la comparación de acuerdo a la claridad de los diamantes (variable `clarity`):

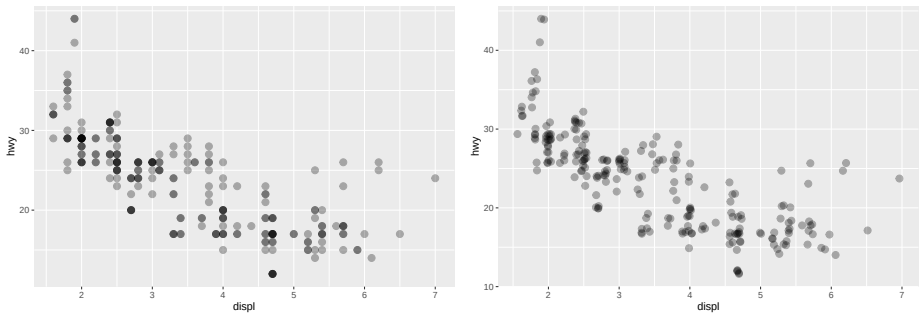
```
# todas las barras iguales para comparar proporciones de claridad
# de acuerdo al tipo de corte:
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = clarity), position = "fill")

# frecuencias por tipo de corte y claridad:
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = clarity), position = "dodge")
```



Hay otro tipo de ajuste (`position = "jitter"`) que no tiene utilidad para los diagramas de barra, pero sí para los diagramas de dispersión y de cajas

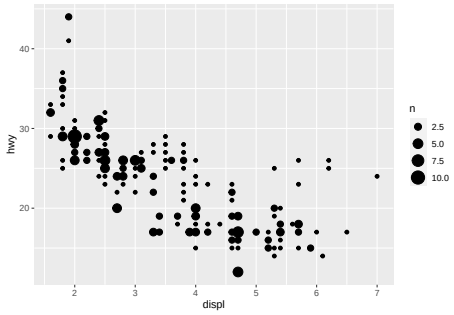
(*boxplots*). Por ejemplo, en el caso de los datos `mpg` es muy difícil notar que muchos de los puntos del diagrama `hwy vs. displ` están superpuestos. Con `jitter` podemos añadir un poco de "ruido" a las observaciones para que así los puntos del diagrama aparezcan más dispersos y así tener una idea más acertada del tamaño muestral:

```
p <- ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = displ, y = hwy))

# con algo transparencia los superpuestos producen un color oscuro:
p + geom_point(alpha = 0.3, size = 3)

# dispersamos con "jitter":
p + geom_point(alpha = 0.3, size = 3, position = "jitter")
```



Otra opción es usar `geom_count` para "contar" los puntos solapados:

```
p + geom_point() +
  geom_count()
```

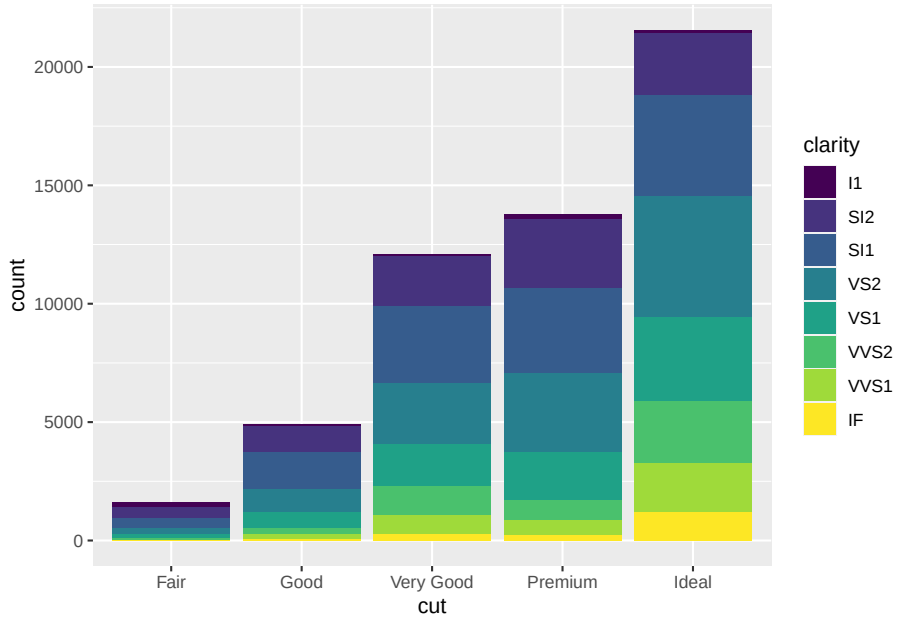


2.4.6.1 Ejercicios

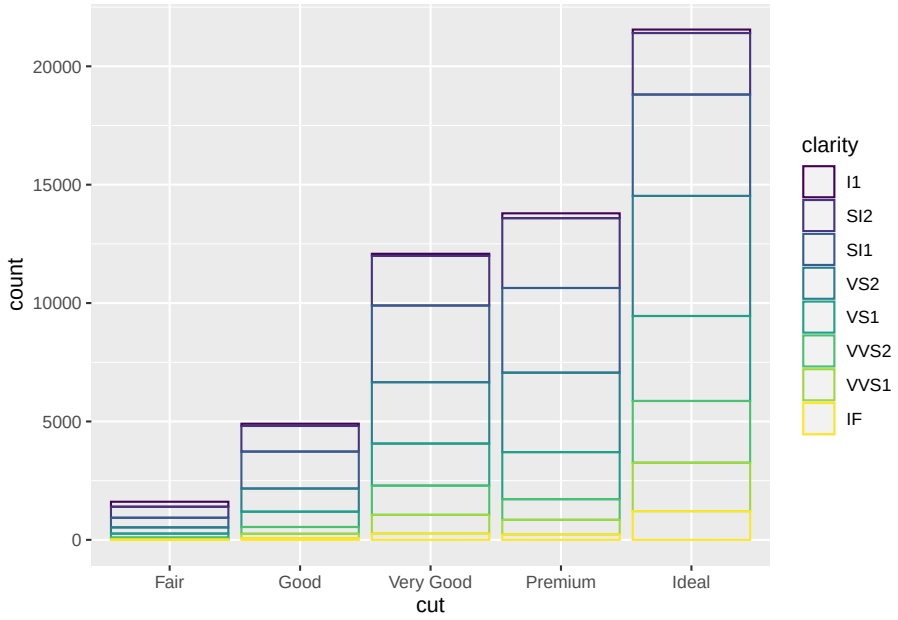
17. Un tercer parámetro de posición para los diagramas de barras es `position = "identity"`. Modifica el ajuste de posición del siguiente código y compara la idoneidad del mismo con el obtenido para `position = "dodge"`. Hint: considera añadir algo de transparencia (e.g. `alpha = 0.5`) o quitar el relleno por completo (i.e. `fill = NA`).

R/

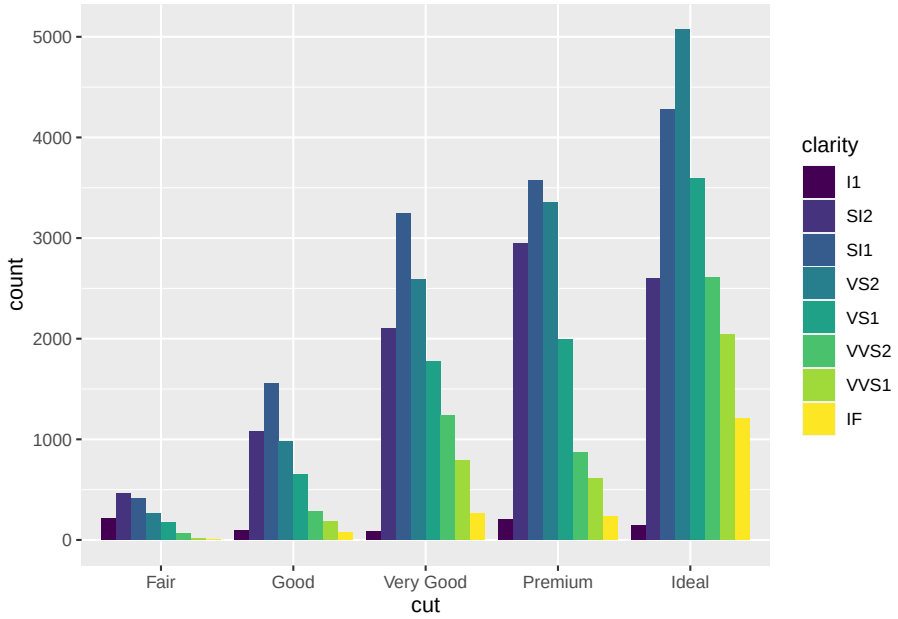
```
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = clarity))
```




```
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, color = clarity),
           alpha = 0.5, fill = NA)
```



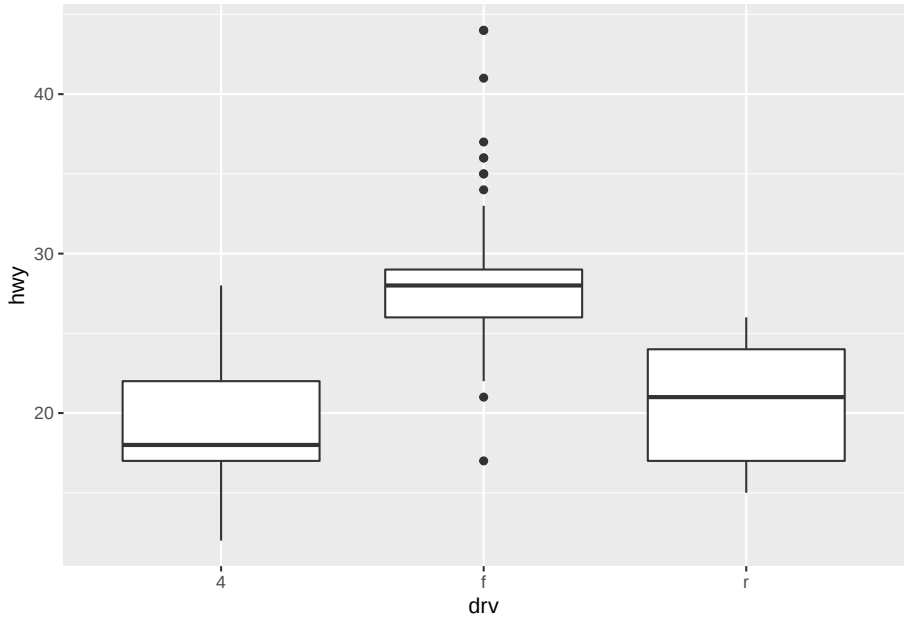

```
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = clarity), position = "dodge")
```



18. Los diagramas de cajas se logran con `geom_boxplot`. Este tipo de gráficos permiten comparar las distribuciones de una variable continua para difer-

entes grupos o clases. Por ejemplo, para los datos `mpg` podemos comparar la distribución del consumo de acuerdo al tipo de tracción:

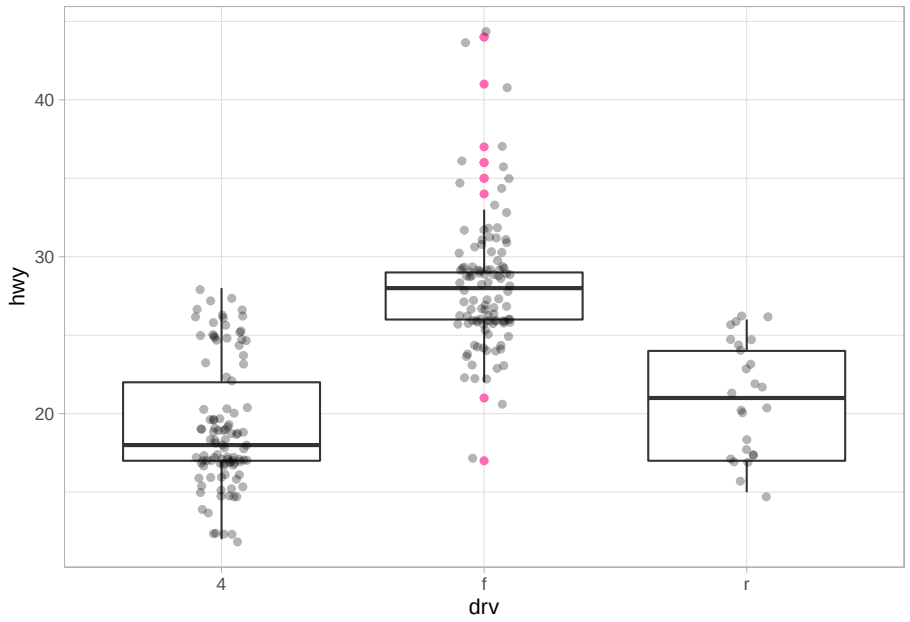
```
p_box <- ggplot(data = mpg, aes(x = drv, y = hwy)) +
  geom_boxplot()
p_box
```



Consulta la ayuda de `geom_jitter` e incluye las observaciones como puntos superpuestos al diagrama de cajas. Deberías obtener algo como esto:

R/

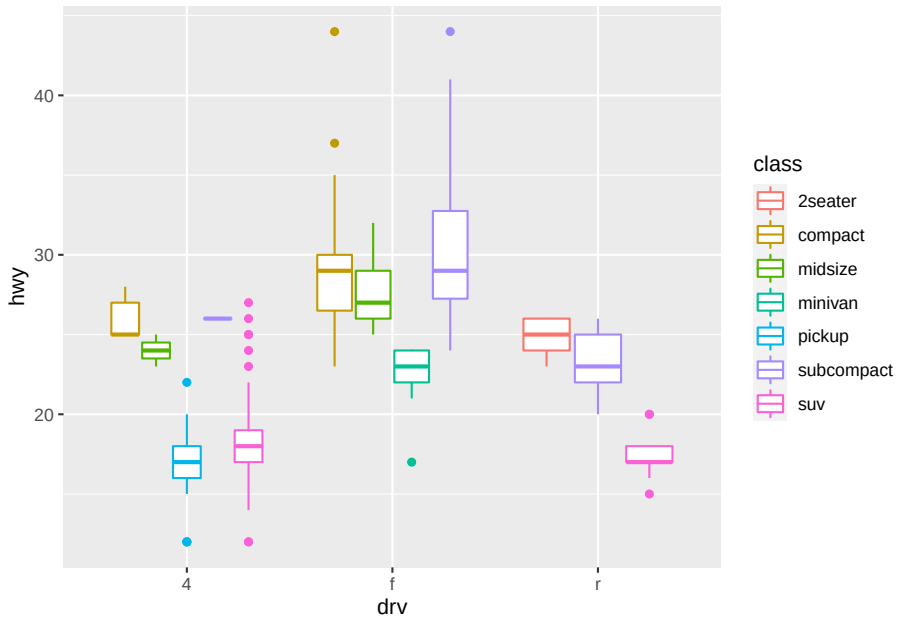
```
ggplot(data = mpg, aes(x = drv, y = hwy)) +
  geom_boxplot(outlier.colour = "hotpink") +
  geom_jitter(alpha = 0.3, width = 0.1) +
  theme_light()
```



19. Modifica `p_box` para que represente también la información relativa al tipo de vehículo (variable `class`). ¿Puedes identificar el *ajuste de posición* por defecto de `geom_boxplot`?

R/

```
p_box2 <- ggplot(data = mpg, aes(x = drv, y = hwy, color = class)) +
  geom_boxplot()
p_box2
```

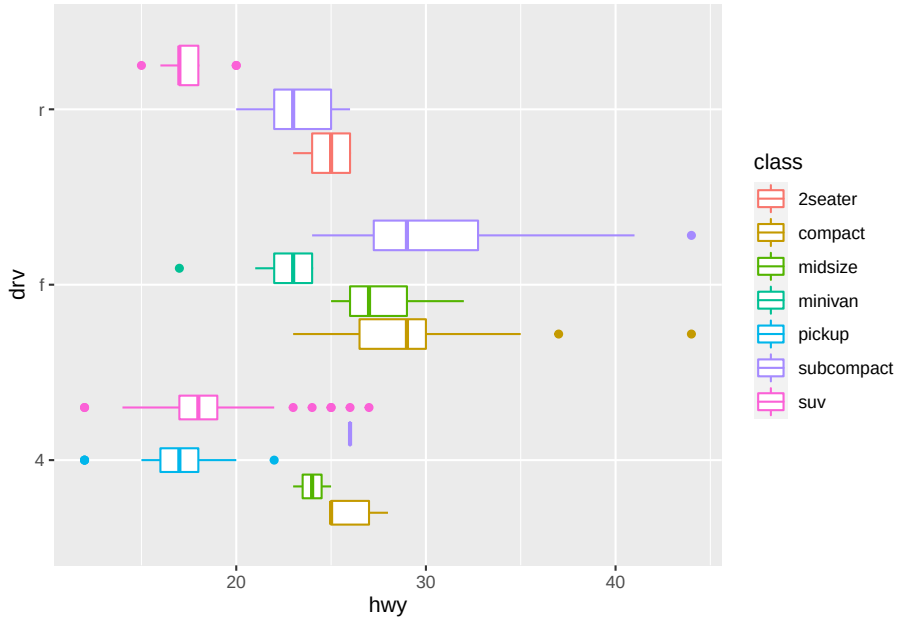


Es "dodge2", que es un shortcut para "position_dodge2". Lo que hace es mover las cajas en la horizontal (sin afectar la vertical), para evitar el solapamiento de cajas.

20. Cambia la orientación de los diagramas de cajas de verticales a horizontales. Hint: consulta la documentación de `coord_flip`.

R/

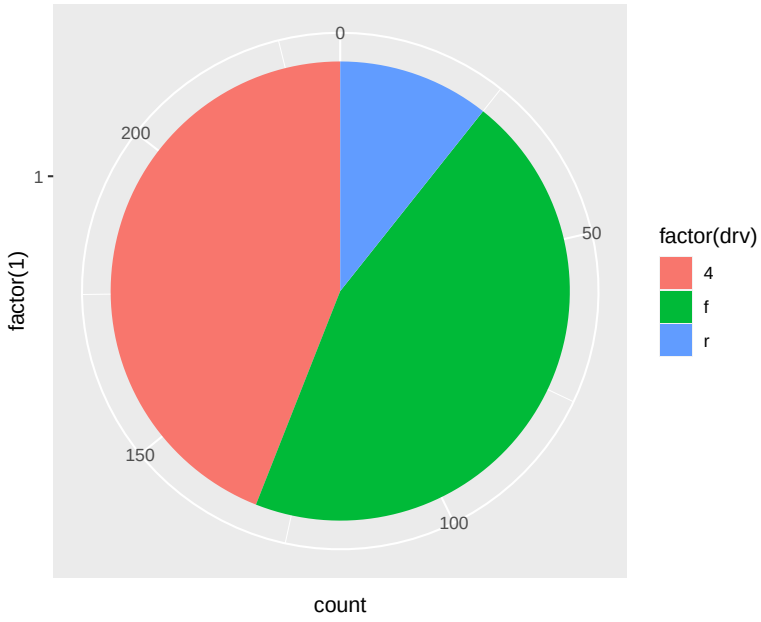
```
p_box2 <- ggplot(data = mpg, aes(x = drv, y = hwy, color = class)) +
  geom_boxplot() +coord_flip()
p_box2
```



21. Consulta la documentación de `coord_polar` y construye un diagrama circular ("de pastel") de la variable tipo de tracción (`drv`).

R/

```
pie <- ggplot(mpg, aes(x = factor(1), fill = factor(drv))) +
 geom_bar(width = 1)
pie + coord_polar(theta = "y")
```



2.5 Resumen

En las secciones anteriores has asimilado la "gramática estratificada de los gráficos" (*The layered grammar of graphics*) de `ggplot`. Aunque no lo parezca ahora, ya eres capaz de construir cualquier tipo de gráfico en 2D. Resumiendo, dispones de un modelo con 7 parámetros a definir (no necesitas definirlos todos) y tantas capas de **geoms** como necesites:

```
ggplot(data = <DATA>) +
  <GEOM_FUNCTION>(
     mapping = aes(<MAPPINGS>),
     stat = <STAT>,
     position = <POSITION>
  ) +
  <COORDINATE_FUNCTION> +
  <FACET_FUNCTION>
```

Finalmente, podemos añadir otros 2 parámetros a este modelo que te permitirán modificar otros elementos necesarios a la hora de "comunicar" con tus gráficos (título, leyenda, etiquetado de los ejes, escala de los ejes, etc.):

```
ggplot(data = <DATA>) +
  <GEOM_FUNCTION>(
     mapping = aes(<MAPPINGS>),
     stat = <STAT>,
```

```
    position = <POSITION>
) +
<COORDINATE_FUNCTION> +
<FACET_FUNCTION> +
<SCALE_FUNCTION> +
<THEME_FUNCTION>
```

2.5.0.1 Ejercicios

22. Cambia la escala y tema de algunos de los gráficos que has desarrollado. Hint: en el *Cheatsheet: Data Visualization with ggplot2* tienes un resumen muy completo de las herramientas que necesitas.

Chapter 3

Transformaciones

3.1 Datos

Vamos a trabajar con el **data frame** `nycflights13::flights`. Una vez más ten en cuanta los "conflictos" y asegúrate de usar la función correcta (`paquete_correcto::fun_repetida(...)`).

```
library(nycflights13)
library(tidyverse)

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>
```

3.1.0.1 Ejercicios

1. ¿Puedes identificar los tipos de variables?
2. ¿Qué información puedes extraer de los datos con la función `summary()`?

3.2 El paquete `dplyr`

El objetivo ahora es asimilar las transformaciones de datos que ofrece `dplyr`:

- Filtrar observaciones (filas) con `filter()`,
- Reordenar observaciones (filas) con `arrange()`,
- Seleccionar variables (columnas) con `select()`,
- Crear nuevas variables (columnas) aplicando transformaciones (funciones) a las ya existentes con `mutate()`,
- Resumir la información de muchos valores con `summarise()`,
- ... puede ser usado con `group_by()` que agrupa las observaciones de acuerdo a cierta variable categórica.

3.2.1 Filtrar filas

Con `filter()` podemos filtrar/extraer las observaciones de acuerdo a características de una o varias variables, usando los operadores de comparación lógicos. Por ejemplo, para filtrar todos los vuelos ocurridos en los 1eros de Enero:

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

```
## # A tibble: 842 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 832 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>
```

Todos los vuelos de Enero a Febrero:

```
# nivel: "beginner"
flights_1_2 <- filter(flights, month == 1 | month == 2)
```

```
# nivel: "beginner" adelantado
flights_1_2 <- filter(flights, month %in% c(1, 2))

# nivel: "tidyverser" :)
flights_1_2 <- flights %>%
  filter(month %in% c(1, 2))
```

Vuelos que no se han retrasado más de 2hrs (tanto salida como llegada):

```
not_delayed <- filter(flights, arr_delay <= 120, dep_delay <= 120)
```

Algo interesante de `filter()` es que deja fuera directamente los `NA`s.

3.2.1.1 Ejercicios:

3. Encontrar los vuelos (asignar a una nueva variable que nombres apropiadamente):
   a. Se atrasaron más de 2hrs en llegar
   b. Volaron a Houston (IAH or HOU)
   c. Fueron operados por "United", "American" o "Deta"
   d. Salieron en el verano (Julio, Agosto y Septiembre)
   e. Llegaron más de 2hrs tarde, pero no salieron tarde
   f. Se retrasaron al menos 1hr, pero compesaron 30min en vuelo
   g. Salieron entre medianoche y 6am (inclusive)
4. Busca la ayuda de `between()` e intenta simplificar un poco tus respuestas al ejercicio anterior.
5. ¿Cuántos vuelos no tienen información sobre `dep_time`? ¿Alguna otra variable tiene datos perdidos? ¿Qué crees que representan en cada caso?
6. ¿Qué crees de los siguientes resultados?

```
NA^0
```

```
## [1] 1
```

```
NA | TRUE
```

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

```
FALSE & NA
```

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

```
NA * 0
```

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

3.2.2 Rerodenar filas

Con `arrange()` podemos ordenar las observaciones (filas) de nuestros data frame, de acuerdo a una o más variables (columnas). En general, la ordenación se hará de acuerdo a la primera variable y el resto se usará en caso de "empate". Por defecto, la ordenación es ascendente y los `NA` se colocan al final:

```
fl_asc <-  arrange(flights, year, month, day, dep_time)
head(fl_asc, 7)
```

```
## # A tibble: 7 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
## # ... 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>
```

```
tail(fl_asc, 7)
```

```
## # A tibble: 7 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    31       NA           1430        NA       NA           1750
## 2  2013    12    31       NA            855        NA       NA           1142
## 3  2013    12    31       NA            705        NA       NA            931
## 4  2013    12    31       NA            825        NA       NA           1029
## 5  2013    12    31       NA           1615        NA       NA           1800
## 6  2013    12    31       NA            600        NA       NA            735
## 7  2013    12    31       NA            830        NA       NA           1154
## # ... 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>
```

Orden descendente, de acuerdo a `dep_time`:

```
fl_dsc <-  arrange(flights, desc(dep_time))
head(fl_dsc, 7)
```

```
## # A tibble: 7 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    30     2400           2359         1      327            337
```

```
## 2  2013    11    27     2400           2359         1      515            445
## 3  2013    12     5     2400           2359         1      427            440
## 4  2013    12     9     2400           2359         1      432            440
## 5  2013    12     9     2400           2250        70       59           2356
## 6  2013    12    13     2400           2359         1      432            440
## 7  2013    12    19     2400           2359         1      434            440
## # ... 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>
```

3.2.2.1 Ejercicios

7. Si por defecto `arrange()` coloca los `NA` al final, ¿hay alguna forma de colocarlos al inicio? Hint: usa `is.na()`.
8. Ordena los vuelos para encontrar los que más se retrasaron. Encuentra los que despegaron antes.
9. Ordena los vuelos de forma tal que permita encuentra los de mayor velocidad.
10. ¿Cuáles son los vuelos que mayor (menor) distancia recorrieron?

3.2.3 Seleccionar variables

Con `select()` podemos justamente seleccionar variables (columnas) de interés.

```
# seleccionamos año, mes y día
flights %>%
  select(year, month, day) %>%
  head(5)
```

```
## # A tibble: 5 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
```

```
# seleccionamos todas las columnas desde año (year) hasta día (day),
# ambas inclusive
flights %>%
  select(year:day) %>%
  head(5)
```

```
## # A tibble: 5 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
```

```
# seleccionamos todas las columnas excepto las que van desde año (year)
# hasta día (day), ambas inclusive
flights %>%
  select(-(year:day)) %>%
  head(5)
```

```
## # A tibble: 5 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
## # ... with 9 more variables: flight <int>, tailnum <chr>, origin <chr>,
## #   dest <chr>, air_time <dbl>, distance <dbl>, hour <dbl>, minute <dbl>,
## #   time_hour <dttm>
```

También dispondremos de las "funciones de ayuda a la selección":

- `starts_with("abc")`: columnas que empiezan en "abc".
- `ends_with("xyz")`: columnas que terminan en "xyz".
- `contains("ijk")`: columnas que contienen la expresión "ijk".
- `matches(""[pt]xyz"")`: selecciona variables que coinciden con una expresión regular.
- `num_range("x", 1:3)`: equivalente a seleccionr: `paste0("x", 1:3)`.
- `everuthing()`: selecciona todas las variables. Útil si deseamos poner algunas columnas de interés al incio, porque `select()` no incluye columnas repetidas:

```
flights %>%
  select(time_hour, air_time, everything()) %>%
  head(5)
```

```
## # A tibble: 5 x 19
##   time_hour           air_time  year month   day dep_time sched_dep_time
##   <dttm>                 <dbl> <int> <int> <int>    <int>          <int>
## 1 2013-01-01 05:00:00      227  2013     1     1      517            515
## 2 2013-01-01 05:00:00      227  2013     1     1      533            529
## 3 2013-01-01 05:00:00      160  2013     1     1      542            540
## 4 2013-01-01 05:00:00      183  2013     1     1      544            545
```

```
## 5 2013-01-01 06:00:00      116  2013     1     1      554            600
## # ... with 12 more variables: dep_delay <dbl>, arr_time <int>,
## #   sched_arr_time <int>, arr_delay <dbl>, carrier <chr>, flight <int>,
## #   tailnum <chr>, origin <chr>, dest <chr>, distance <dbl>, hour <dbl>,
## #   minute <dbl>
```

3.2.3.1 Ejercicios

12. ¿Cuál será la forma más corta de seleccionar: `dep_time`, `dep_delay`, `arr_time`, `arr_delay`?

13. Queremos seleccionar las variables indicadas en el vector `vars`. Hint: usar `any_of`.

```
vars <- c("year", "month", "day", "dep_delay", "arr_delay")
```

14. ¿Qué pasa con el siguiente código? ¿Debería seleccionar todas esas variables?

```
select(flights, contains("TiMe"))
```

```
## # A tibble: 336,776 x 6
##    dep_time sched_dep_time arr_time sched_arr_time air_time time_hour
##       <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
```

3.2.4 Crear nuevas variables

Con `mutate()` podemos añadir nuevas columnas a nuestro data frame. Estas columnas se crean al aplicar las funciones que conocemos (operaciones aritméticas, *lags*, acumulados, etc.) a las columnas ya existentes.

```
flights %>%
  mutate(gain = dep_delay - arr_delay,
         speed = distance / air_time * 60,
         hours = air_time / 60,
         gain_per_hour = gain / hours) %>%  # ¡usamos las columnas nuevas!
  select(gain, speed, hours, gain_per_hour, everything()) %>%
```

```
  head(5)
```

```
## # A tibble: 5 x 23
##    gain speed hours gain_per_hour  year month   day dep_time sched_dep_time
##   <dbl> <dbl> <dbl>         <dbl> <int> <int> <int>    <int>          <int>
## 1    -9  370.  3.78         -2.38  2013     1     1      517            515
## 2   -16  374.  3.78         -4.23  2013     1     1      533            529
## 3   -31  408.  2.67        -11.6   2013     1     1      542            540
## 4    17  517.  3.05          5.57  2013     1     1      544            545
## 5    19  394.  1.93          9.83  2013     1     1      554            600
## # ... with 14 more variables: dep_delay <dbl>, arr_time <int>,
## #   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>
```

Si solamente nos interesan las nuevas columnas que hemos creado, usamos `transmute()`:

```
flights %>%
  transmute(gain = dep_delay - arr_delay,
       speed = distance / air_time * 60,
       hours = air_time / 60,
       gain_per_hour = gain / hours) %>%  # ¡usamos las columnas nuevas!
  head(5)
```

```
## # A tibble: 5 x 4
##    gain speed hours gain_per_hour
##   <dbl> <dbl> <dbl>         <dbl>
## 1    -9  370.  3.78         -2.38
## 2   -16  374.  3.78         -4.23
## 3   -31  408.  2.67        -11.6
## 4    17  517.  3.05          5.57
## 5    19  394.  1.93          9.83
```

3.2.4.1 Ejercicios

15. Convertir `dep_time` y `sched_dep_time` a minutos transcurridos desde la medianoche. Notar que son variables importantes pero con un formato difícil de trabajar (es complicado hacer operaciones artiméticas con ellos). Sigue las siguientes directrices:

- Una observación de `dep_time` sería por ejemplo `2021` que indica las 20:21hrs (8:21pm).
- Para obtener las horas transcurridas dede la medianoche hasta las 20:21hrs tendremos que usar la división entera `2021 %/% 100 == 20`. Luego es fácil obtenir los minutos multiplicando por 60.
- Los 21 minutos restantes podemos obtenerlos con el resto de la división `2021 %% 100 == 21`... no olvides sumar ambas cantidades

- Finalmente, tendrás que lidiar con la medianoche, representada con `2400`. Primero, comprueba a cuántos minutos corresponde según nuestras operaciones. Luego, considera calcular el resto de la división por esta cantidad de minutos (siempre que `x <= y` y ambos sean positivos, tendremos `x %% y == 0`).

16. Compara `air_time` con `arr_time - dep_time`. ¿Es necesaria hacer la transformación del ejercicio anterior? ¿Puedes encontrar en cuántos casos `air_time != arr_time - dep_time`? ¿Por qué pasa esto, no deberíamos obtener que el tiempo de vuelo es la diferencia entre la llegada y la salida?
17. ¿Qué relación crees que habrá entre `dep_time`, `sched_dep_time` y `dep_delay`? Encuentra el número de observaciones en las que no se cumple tu hipótesis.
18. Encuentra los 10 vuelos que más se retrasaron.

3.2.5 Resumir variables

Con `summarise()` logramos "resumir" la información de determinadas variables, de acuerdo a cierta función que fijemos (media, mediana, IQR, etc.). Debes tener en cuenta que esto "colapsa" el data frame incial.

```
summarise(flights, delay = mean(dep_delay, na.rm = TRUE))
```

```
## # A tibble: 1 x 1
##   delay
##   <dbl>
## 1  12.6
```

```
summarise(flights, delay = mean(dep_delay))
```

```
## # A tibble: 1 x 1
##   delay
##   <dbl>
## 1    NA
```

Ahora, lo verdaderamente interesante de esta función es usarla para "observaciones agrupadas" con `group_by()`. Por ejemplo, queremos saber la media de los retrasos por mes y año:

```
mean_m_y <-  flights %>%
  group_by(year, month) %>%
  summarise(delay = mean(dep_delay, na.rm = TRUE))
```

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

```
mean_m_y
```

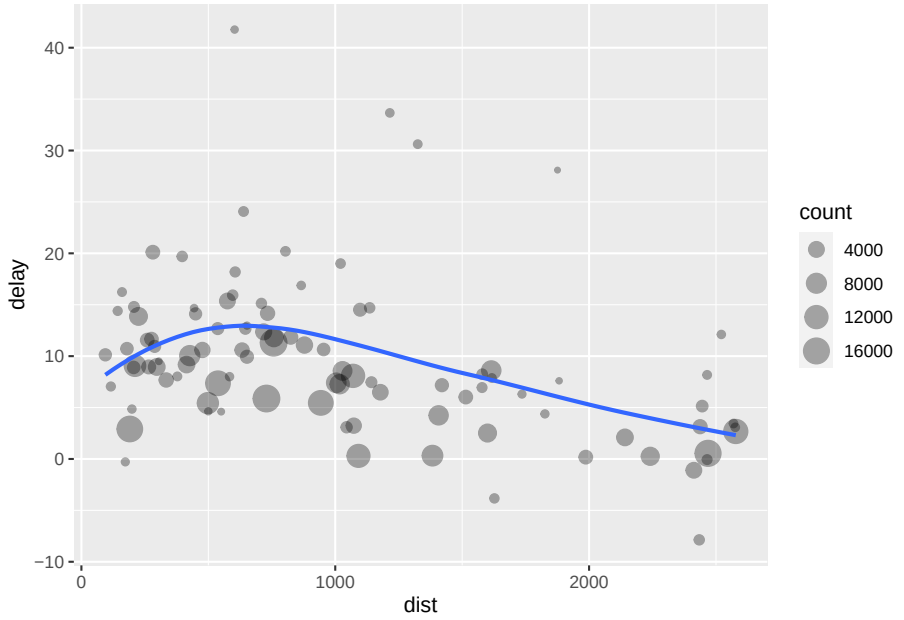
```
## # A tibble: 12 x 3
## # Groups:   year [1]
```

```
##     year month delay
##    <int> <int> <dbl>
##  1  2013     1 10.0
##  2  2013     2 10.8
##  3  2013     3 13.2
##  4  2013     4 13.9
##  5  2013     5 13.0
##  6  2013     6 20.8
##  7  2013     7 21.7
##  8  2013     8 12.6
##  9  2013     9  6.72
## 10  2013    10  6.24
## 11  2013    11  5.44
## 12  2013    12 16.6
```

Cambiando la variable de agrupamiento (debe ser categórica) podemos obtener la media (o cualquier otro estadístico que deseemos) para cada categoría. Veamos un ejemplo en combinación con `ggplot`:

```
delays <- flights %>%
  group_by(dest) %>%
  summarise(
    count = n(),
    dist = mean(distance, na.rm = TRUE),
    delay = mean(arr_delay, na.rm = TRUE)
  ) %>%
  filter(count > 20, dest != "HNL")

ggplot(data = delays, mapping = aes(x = dist, y = delay)) +
  geom_point(aes(size = count), alpha = 1/3) +
  geom_smooth(se = FALSE)
```

```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```



Estamos agrupando por destino (`dest`) y luego contamos la cantidad de vuelos que van a cada destino (`count`), la distancia media (`dist`) entre los aeropuertos de origen y el destino, y el retraso medio en minutos de la llegada (`delay`). Habrás notado que filtramos los destinos con pocas visitas (pueden ser outliers) y Honolulu (está muy lejos de casi cualquier aeropuerto), para eliminar un poco de "ruido" en nuestro plot (intenta omitir el filtrado y notarás que es más difícil la interpretación). De este gráfico entendemos que mientras más cercano el destino, mayor probabilidad de retraso. Sin embargo, los vuelos a destinos lejanos parecen presentar menos retrasos (tal vez en el aire puedan compensar el retraso).

Otros ejemplos usando varias variables de agrupamiento:

```
daily <- group_by(flights, year, month, day)
(per_day   <- summarise(daily, flights = n()))
```

```
## `summarise()` has grouped output by 'year', 'month'. You can override using the `.groups` argu
```

```
## # A tibble: 365 x 4
## # Groups:   year, month [12]
##     year month   day flights
##    <int> <int> <int>   <int>
##  1  2013     1     1     842
##  2  2013     1     2     943
##  3  2013     1     3     914
##  4  2013     1     4     915
##  5  2013     1     5     720
##  6  2013     1     6     832
```

```
##  7  2013     1     7     933
##  8  2013     1     8     899
##  9  2013     1     9     902
## 10  2013     1    10     932
## # ... with 355 more rows
```

```
(per_month <- summarise(per_day, flights = sum(flights)))
```

```
## `summarise()` has grouped output by 'year'. You can override using the `.groups` arg
```

```
## # A tibble: 12 x 3
## # Groups:   year [1]
##     year month flights
##    <int> <int>   <int>
##  1  2013     1   27004
##  2  2013     2   24951
##  3  2013     3   28834
##  4  2013     4   28330
##  5  2013     5   28796
##  6  2013     6   28243
##  7  2013     7   29425
##  8  2013     8   29327
##  9  2013     9   27574
## 10  2013    10   28889
## 11  2013    11   27268
## 12  2013    12   28135
```

```
(per_year  <- summarise(per_month, flights = sum(flights)))
```

```
## # A tibble: 1 x 2
##    year flights
## * <int>   <int>
## 1  2013  336776
```

También, si deseas deshacer la agrupación, por ejemplo, si quieres contar el total de vuelos sin agrupar:

```
daily %>%
  ungroup() %>%             # deshacemoos la agrupación por fecha
  summarise(flights = n())  # toooooooodos los vuelos :)
```

```
## # A tibble: 1 x 1
##   flights
##     <int>
## 1  336776
```

3.2.5.1 Ejercicios

19. Mira el número de vuelos cancelados por día e intenta encontrar algún patrón. ¿Está relacionada la proporción de vuelos cancelados con el retraso medio? Hint:

- Crear una nueva variable/columna que indique si un vuelo se ha cancelado o no (definiremos `cancelado = (is.na(arr_delay) | is.na(dep_delay))`),
- No olvides agrupar (año, mes, día) y luego cuenta el número total de vuelos y el número de cancelados,
- Haz un plot de cancelados vs. número de vuelos e intena describir posibles patrones,
- Para responder la pregunta tendrás que crear una variable `prop_cancelados` (media) y la media de `dep_delay` o `arr_delay`,
- Realiza los diagramas de dispersión correspondientes e intenta describir posibles patrones.

20. ¿A qué hora del día (`hour`) deberías viajar si quieres evitar retrasos tanto como sea posible? Hints:

- Agrupar por la variable que consideres oportuna,
- Resume el tiempo que ha demorado el vuelo (¿es más importante `arr_delay` o `dep_delay`?),
- Reordena adecuadamente.

Chapter 4

Tidy

4.1 Datos

Vamos a trabajar con unos datasets sencillos que recopilan la misma información sobre 4 variables: país (*country*), año (*year*), población (*population*) y casos (*cases*) de Tuberculosis (TB). ¿Puedes identificar cuál de ellos está en forma *tidy*?

```
library(tidyverse)
table1
```

```
## # A tibble: 6 x 4
##   country      year  cases population
##   <chr>       <int>  <int>      <int>
## 1 Afghanistan  1999    745   19987071
## 2 Afghanistan  2000   2666   20595360
## 3 Brazil       1999  37737  172006362
## 4 Brazil       2000  80488  174504898
## 5 China        1999 212258 1272915272
## 6 China        2000 213766 1280428583
```

```
table2
```

```
## # A tibble: 12 x 4
##    country      year type            count
##    <chr>       <int> <chr>           <int>
##  1 Afghanistan  1999 cases             745
##  2 Afghanistan  1999 population   19987071
##  3 Afghanistan  2000 cases            2666
##  4 Afghanistan  2000 population   20595360
##  5 Brazil       1999 cases           37737
##  6 Brazil       1999 population  172006362
```

```
##  7 Brazil       2000 cases           80488
##  8 Brazil       2000 population  174504898
##  9 China        1999 cases          212258
## 10 China        1999 population 1272915272
## 11 China        2000 cases          213766
## 12 China        2000 population 1280428583
```

```
table3
```

```
## # A tibble: 6 x 3
##   country      year rate
## * <chr>       <int> <chr>
## 1 Afghanistan  1999 745/19987071
## 2 Afghanistan  2000 2666/20595360
## 3 Brazil       1999 37737/172006362
## 4 Brazil       2000 80488/174504898
## 5 China        1999 212258/1272915272
## 6 China        2000 213766/1280428583
```

```
table4a
```

```
## # A tibble: 3 x 3
##   country     `1999` `2000`
## * <chr>        <int>  <int>
## 1 Afghanistan    745   2666
## 2 Brazil       37737  80488
## 3 China       212258 213766
```

```
table4b
```

```
## # A tibble: 3 x 3
##   country         `1999`     `2000`
## * <chr>            <int>      <int>
## 1 Afghanistan   19987071   20595360
## 2 Brazil       172006362  174504898
## 3 China       1272915272 1280428583
```

4.2 Pivotar

Generalmente, para ordenar tus datos (*tidying*) tendrás que seguir 2 pasos básicos:

1. Identificar qué es variable (lo que irá en las columnas) y qué es observación (lo que irá en las filas);

2. Resolver una de estas situaciones:

- Las variables podrían estar distribuidas en varias columnas
- Las observaciones podrían estar distribuidas en varias filas

- Ambas a la vez :(

Esto lo resolveremos con las funciones `pivot_longer()` y `pivot_wider()`.

4.2.1 *Pivot longer*

Cuando nuestro dataset tiene por columnas los valores de una variable, usamos `pivot_longer()`. La `table4a` es un caso claro de esta situación: tenemos dos columnas con nombre `1990` y `2000`, que corresponden a valores de la variable `year`. El proceso para hacerlos *tidy* pasa por arreglar estas columnas creando dos nuevas variables: `year` y `cases`:

```
table4a %>%
  pivot_longer(c(`1999`, `2000`), names_to = "year", values_to = "cases")
```

```
## # A tibble: 6 x 3
##   country     year   cases
##   <chr>       <chr>  <int>
## 1 Afghanistan 1999     745
## 2 Afghanistan 2000    2666
## 3 Brazil      1999   37737
## 4 Brazil      2000   80488
## 5 China       1999  212258
## 6 China       2000  213766
```

De forma similar, podemos arreglar `table4b`:

```
table4b %>%
  pivot_longer(c(`1999`, `2000`), names_to = "year", values_to = "population")
```

```
## # A tibble: 6 x 3
##   country     year  population
##   <chr>       <chr>      <int>
## 1 Afghanistan 1999    19987071
## 2 Afghanistan 2000    20595360
## 3 Brazil      1999   172006362
## 4 Brazil      2000   174504898
## 5 China       1999  1272915272
## 6 China       2000  1280428583
```

Finalmente, si queremos unir ambos resultados, podemos usar `left_join`, que ya estudiaremos con los *Datos relacionales*:

```
tidy4a <- table4a %>%
  pivot_longer(c(`1999`, `2000`), names_to = "year", values_to = "cases")
tidy4b <- table4b %>%
  pivot_longer(c(`1999`, `2000`), names_to = "year", values_to = "population")
left_join(tidy4a, tidy4b)
```

```
## Joining, by = c("country", "year")
```

```
## # A tibble: 6 x 4
##   country     year   cases population
##   <chr>       <chr>  <int>      <int>
## 1 Afghanistan 1999     745   19987071
## 2 Afghanistan 2000    2666   20595360
## 3 Brazil      1999   37737  172006362
## 4 Brazil      2000   80488  174504898
## 5 China       1999  212258 1272915272
## 6 China       2000  213766 1280428583
```

4.2.2 *Pivot wider*

Lo opuesto a *alargar* un dataset es hacerlo *más ancho*. Por tanto, es de entender que con `pivot_wider()` crearemos más columnas. Si prestamos atención a la `table2` notaremos que cada observación a sido expandida en dos filas que recogen los casos y la población. Esto lo solucionamos creando dos nuevas variables (columnas) para los casos y la población:

```
table2 %>%
    pivot_wider(names_from = type, values_from = count)
```

```
## # A tibble: 6 x 4
##   country      year  cases population
##   <chr>       <int>  <int>      <int>
## 1 Afghanistan  1999    745   19987071
## 2 Afghanistan  2000   2666   20595360
## 3 Brazil       1999  37737  172006362
## 4 Brazil       2000  80488  174504898
## 5 China        1999 212258 1272915272
## 6 China        2000 213766 1280428583
```

4.2.3 Ejercicios

1. Aunque opuestas, no son perfectamente simétricas. ¿Puedes deducir por qué?

```
stocks <- tibble(
  year   = c(2015, 2015, 2016, 2016),
  half   = c(   1,    2,     1,    2),
  return = c(1.88, 0.59, 0.92, 0.17)
)
stocks %>%
  pivot_wider(names_from = year, values_from = return) %>%
  pivot_longer(`2015`:`2016`, names_to = "year", values_to = "return")
```

2. Intenta arreglarlo usando el argumento `names_transform = list(year = as.numeric )`.

3. ¿Por qué esto no funciona?

```
table4a %>%
  pivot_longer(c(1999, 2000), names_to = "year", values_to = "cases")
```

4. ¿Qué pasa si ampliamos esta tabla?

```
people <- tribble(
  ~name,             ~names,  ~values,
  #-----------------/--------/------
  "Phillip Woods",   "age",       45,
  "Phillip Woods",   "height",   186,
  "Phillip Woods",   "age",       50,
  "Jessica Cordero", "age",       37,
  "Jessica Cordero", "height",   156
)
```

4.3 Separar y unir

La `table3` tiene una columna `rate` con los casos y la población. Evidentemente, esta proporción no es realmente útil porque no está calculada. Con `separate()` podemos "partirla" en dos nuevas columnas con la información que deseamos:

```
table3 %>%
  separate(rate, into = c("cases", "population"))
```

```
## # A tibble: 6 x 4
##   country      year cases  population
##   <chr>       <int> <chr>  <chr>
## 1 Afghanistan  1999 745    19987071
## 2 Afghanistan  2000 2666   20595360
## 3 Brazil       1999 37737  172006362
## 4 Brazil       2000 80488  174504898
## 5 China        1999 212258 1272915272
## 6 China        2000 213766 1280428583
```

Automáticamente, la función separa los datos cuando encuentra algún caracter no alfanumérico. Esto se puede personalizar:

```
table3 %>%
  separate(rate, into = c("cases", "population"), sep = "/")
```

```
## # A tibble: 6 x 4
##   country      year cases  population
##   <chr>       <int> <chr>  <chr>
## 1 Afghanistan  1999 745    19987071
```

```
## 2 Afghanistan  2000 2666   20595360
## 3 Brazil       1999 37737  172006362
## 4 Brazil       2000 80488  174504898
## 5 China        1999 212258 1272915272
## 6 China        2000 213766 1280428583
```

Habrás notado que al separar convierte las nuevas a variables a tipo `character`. Para lidiar con esto, podemos decirle a `separate` que encuentre el tipo de datos correspondiente a cada caso:

```
table3 %>%
  separate(rate, into = c("cases", "population"), convert = TRUE)
```

```
## # A tibble: 6 x 4
##   country      year  cases population
##   <chr>       <int>  <int>      <int>
## 1 Afghanistan  1999    745   19987071
## 2 Afghanistan  2000   2666   20595360
## 3 Brazil       1999  37737  172006362
## 4 Brazil       2000  80488  174504898
## 5 China        1999 212258 1272915272
## 6 China        2000 213766 1280428583
```

También podemos separar enteros si proporcionamos el número de dígitos a separar:

```
table3 %>%
  separate(year, into = c("first_3", "last_digit"), sep = -1) %>%
  separate(rate, into = c("cases", "population"), convert = TRUE)
```

```
## # A tibble: 6 x 5
##   country     first_3 last_digit  cases population
##   <chr>       <chr>   <chr>       <int>      <int>
## 1 Afghanistan 199     9             745   19987071
## 2 Afghanistan 200     0            2666   20595360
## 3 Brazil      199     9           37737  172006362
## 4 Brazil      200     0           80488  174504898
## 5 China       199     9          212258 1272915272
## 6 China       200     0          213766 1280428583
```

```
table3 %>%
  separate(year, into = c("century", "year"), sep = 2) %>%
  separate(rate, into = c("cases", "population"), convert = TRUE)
```

```
## # A tibble: 6 x 5
##   country     century year   cases population
##   <chr>       <chr>   <chr>  <int>      <int>
## 1 Afghanistan 19      99       745   19987071
## 2 Afghanistan 20      00      2666   20595360
```

```
## 3 Brazil      19      99     37737  172006362
## 4 Brazil      20      00     80488  174504898
## 5 China       19      99    212258 1272915272
## 6 China       20      00    213766 1280428583
```

Con `unite()` hacemos justamente lo contrario, especificando el separador (por defecto será `_`) que en este caso será un espacio en blanco:

```
table5 %>%
  unite(new, century, year, sep = "")
```

```
## # A tibble: 6 x 3
##   country     new   rate
##   <chr>       <chr> <chr>
## 1 Afghanistan 1999  745/19987071
## 2 Afghanistan 2000  2666/20595360
## 3 Brazil      1999  37737/172006362
## 4 Brazil      2000  80488/174504898
## 5 China       1999  212258/1272915272
## 6 China       2000  213766/1280428583
```

4.3.1 Ejercicios

5. Experimenta con los argumentos `extra` y `fill` de `separate()`, usando estos datos:

```
tibble(x = c("a,b,c", "d,e,f,g", "h,i,j")) %>%
  separate(x, c("one", "two", "three"))
```

```
## Warning: Expected 3 pieces. Additional pieces discarded in 1 rows [2].
```

```
## # A tibble: 3 x 3
##   one   two   three
##   <chr> <chr> <chr>
## 1 a     b     c
## 2 d     e     f
## 3 h     i     j
```

```
tibble(x = c("a,b,c", "d,e", "f,g,i")) %>%
  separate(x, c("one", "two", "three"))
```

```
## Warning: Expected 3 pieces. Missing pieces filled with `NA` in 1 rows [2].
```

```
## # A tibble: 3 x 3
##   one   two   three
##   <chr> <chr> <chr>
## 1 a     b     c
## 2 d     e     <NA>
## 3 f     g     i
```

4.4 Lidiar con los datos faltantes

Habrás notado que al cambiar la forma en que presentamos los datos, pueden aparecer valores perdidos (`NA`s). Estos perdidos pueden ser de dos formas:

1. Explícitos, cuando vemos un `NA` en los datos.
2. Implícitos, cuando no están presentes en los datos.

¿Podrías identificarlos aquí?

```
stocks <- tibble(
  year   = c(2015, 2015, 2015, 2015, 2016, 2016, 2016),
  qtr    = c(   1,    2,    3,    4,    2,    3,    4),
  return = c(1.88, 0.59, 0.35,   NA, 0.92, 0.17, 2.66)
)
```

Observa cómo los implícitos pasan a ser explícitos:

```
stocks %>%
  pivot_wider(names_from = year, values_from = return)
```

```
## # A tibble: 4 x 3
##     qtr `2015` `2016`
##   <dbl>  <dbl>  <dbl>
## 1     1   1.88  NA
## 2     2   0.59   0.92
## 3     3   0.35   0.17
## 4     4  NA      2.66
```

Si hacemos la operación inversa con `pivot_longer()`, tal vez no deseamos que esos perdidos aparezcan de forma explícita:

```
stocks %>%
  pivot_wider(names_from = year, values_from = return) %>%
  pivot_longer(
    cols = c(`2015`, `2016`),
    names_to = "year",
    values_to = "return",
    values_drop_na = TRUE
  )
```

```
## # A tibble: 6 x 3
##     qtr year  return
##   <dbl> <chr>  <dbl>
## 1     1 2015    1.88
## 2     2 2015    0.59
## 3     2 2016    0.92
## 4     3 2015    0.35
## 5     3 2016    0.17
## 6     4 2016    2.66
```

Por otro lado, si queremos que los perdidos implícitos aparezcan de forma explícita (sí, ¡vaya lío!):

```
stocks %>%
  complete(year, qtr)
```

```
## # A tibble: 8 x 3
##    year   qtr return
##   <dbl> <dbl>  <dbl>
## 1  2015     1   1.88
## 2  2015     2   0.59
## 3  2015     3   0.35
## 4  2015     4  NA
## 5  2016     1  NA
## 6  2016     2   0.92
## 7  2016     3   0.17
## 8  2016     4   2.66
```

4.4.1 Ejercicios

6. Otra función interesante es `fill`. ¿Puedes entender cómo funciona a partir de este ejemplo?

```
treatment <- tribble(
  ~ person,           ~ treatment, ~response,
  "Derrick Whitmore", 1,           7,
  NA,                 2,           10,
  NA,                 3,           9,
  "Katherine Burke",  1,           4
)

treatment
```

```
## # A tibble: 4 x 3
##   person           treatment response
##   <chr>                <dbl>    <dbl>
## 1 Derrick Whitmore         1        7
## 2 <NA>                     2       10
## 3 <NA>                     3        9
## 4 Katherine Burke          1        4
```

```
treatment %>%
  fill(person)
```

```
## # A tibble: 4 x 3
##   person           treatment response
##   <chr>                <dbl>    <dbl>
## 1 Derrick Whitmore         1        7
```

```
## 2 Derrick Whitmore         2       10
## 3 Derrick Whitmore         3        9
## 4 Katherine Burke          1        4
```

7. ¿Para qué sirve el argumento `direction` de `fill()`?

4.5 Case study

Vamos con unos datos reales. En este caso, usaremos el dataset `who` de `dplyr`, con información sobre el número de casos de TB en el 2014, proporcionados por la Organización Mundial de la Salud (OMS, o WHO en inglés).

```
data("who")
```

El primer paso es crear una nueva columna auxiliar para agrupar las categorías `new_sp_m014` a `new_rel_f65`, que no parecen ser variables:

```
who1 <- who %>%
  pivot_longer(
    cols = new_sp_m014:newrel_f65,
    names_to = "key",
    values_to = "cases",
    values_drop_na = TRUE
  )
who1
```

```
## # A tibble: 76,046 x 6
##    country     iso2  iso3   year key          cases
##    <chr>       <chr> <chr> <int> <chr>        <int>
##  1 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m014      0
##  2 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m1524    10
##  3 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m2534     6
##  4 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m3544     3
##  5 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m4554     5
##  6 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m5564     2
##  7 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m65       0
##  8 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_f014      5
##  9 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_f1524    38
## 10 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_f2534    36
## # ... with 76,036 more rows
```

Antes de separar la columna `key`, de acuerdo a la información consultada en la ayuda `?who`, tenemos que lidiar con unos *typos* muy difíciles de observar: hay cierta inconsistencia entre `new_rel` y `newrel`. Para resolver esto, solo tenemos que emplear una de las funciones de `stringr`... **Arréglalo y guarda los datos en un nuevo tibble `who2`.**

```
## # A tibble: 76,046 x 6
```

```
##    country     iso2  iso3   year key          cases
##    <chr>       <chr> <chr> <int> <chr>        <int>
##  1 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m014      0
##  2 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m1524    10
##  3 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m2534     6
##  4 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m3544     3
##  5 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m4554     5
##  6 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m5564     2
##  7 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_m65       0
##  8 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_f014      5
##  9 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_f1524    38
## 10 Afghanistan AF    AFG    1997 new_sp_f2534    36
## # ... with 76,036 more rows
```

Ahora vamos a hacer dos pases de `separate()` . Primero, separamos todo lo que esté unido por `_`:

```
who3 <- who2 %>%
  separate(key, c("new", "type", "sexage"), sep = "_")
who3
```

```
## # A tibble: 76,046 x 8
##    country     iso2  iso3   year new   type  sexage cases
##    <chr>       <chr> <chr> <int> <chr> <chr> <chr>  <int>
##  1 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    m014       0
##  2 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    m1524     10
##  3 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    m2534      6
##  4 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    m3544      3
##  5 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    m4554      5
##  6 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    m5564      2
##  7 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    m65        0
##  8 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    f014       5
##  9 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    f1524     38
## 10 Afghanistan AF    AFG    1997 new   sp    f2534     36
## # ... with 76,036 more rows
```

Antes del segundo pase, elimina lo que no te interesa: `new`, `iso2` e `iso3`. Cuando lo hayas hecho, guarda los nuevos datos en `who4`, y hacemos al segundo `separate()` para obtener el sexo y rangos de edades por separado:

```
who5 <- who4 %>%
  separate(sexage, c("sex", "age"), sep = 1)
who5
```

```
## # A tibble: 76,046 x 6
##    country      year type  sex   age   cases
##    <chr>       <int> <chr> <chr> <chr> <int>
##  1 Afghanistan  1997 sp    m     014       0
```

```
##  2 Afghanistan  1997 sp    m     1524     10
##  3 Afghanistan  1997 sp    m     2534      6
##  4 Afghanistan  1997 sp    m     3544      3
##  5 Afghanistan  1997 sp    m     4554      5
##  6 Afghanistan  1997 sp    m     5564      2
##  7 Afghanistan  1997 sp    m     65        0
##  8 Afghanistan  1997 sp    f     014       5
##  9 Afghanistan  1997 sp    f     1524     38
## 10 Afghanistan  1997 sp    f     2534     36
## # ... with 76,036 more rows
```

4.5.1 Ejercicios

8. Escribe todas las transformaciones con un único *pipe*.

9. Para cada país, año y sexo calcula el número total de casos de TB. Haz un plot de los resultados, de la forma que consideres más informativa.

Chapter 5

Relational Data

5.1 Datos

Vamos a trabajar con los datos de `nycflights13`: `airlines`, `airports`, `planes`, `weather`

```
library(tidyverse)
library(nycflights13)
data("airlines", "airports", "planes", "weather")
```

Las relaciones entre ellos se resumen en:

- `flights` con `planes` a través de la variable `tailnum`.
- `flights` con `airlines` a través de la variable `carrier`.
- `flights` con `airports` a través de las variables `origin` y `dest`.
- `flights` con `weather` a través de las variables `origin` (lugar) y `year`, `month`, `day`, `hour` (fecha + hora).

5.2 Keys

La variable `tailnum` es un identificador único de cada avión para los datos `planes`:

```
planes %>%
  count(tailnum) %>%
  filter(n > 1)
```

```
## # A tibble: 0 x 2
## # ... with 2 variables: tailnum <chr>, n <int>
```

Algunas tablas no tienen un *key* primario. ¿Qué crees de estos casos? ¿Tienen sentido? ¿Se te ocurre alguna otra combinación de variables que pueda identificar

de forma única a cada observación?

```
flights %>%
  count(year, month, day, flight) %>%
  filter(n > 1)

flights %>%
  count(year, month, day, tailnum) %>%
  filter(n > 1)
```

Recuerda que podemos añadir una *surrogate key*:

```
flights %>%
  arrange(year, month, day, sched_dep_time, carrier, flight) %>%
  mutate(flight_id = row_number()) %>%
  glimpse()
```

5.3 Mutating Joins

Primero vamos a reducir un poco la cantidad de columnas de `flights` para notar las columnas añadidas:

```
flights2 <- flights %>%
  select(year:day, hour, origin, dest, tailnum, carrier)
```

Veamos cómo definir la key/clave de referencia:

- Por defecto: `by = NULL` usa las variables comunes a ambas tablas:

```
flights2 %>%
  left_join(weather)
```

- Podemos introducir un vector de caracteres `by = x`, donde `x` es alguna de las columnas en común. A continuación, lo hacemos para `by = tailnum`. ¿Qué son `year.x` y `year.y`?

```
flights2 %>%
  left_join(planes, by = "tailnum")
```

- Podemos introducir un vector de caracteres con nombre: `by = c("a" = "b")`. Esto empareja las variables `a` (de la tabla `x`) y `b` (de la tabla `y`). Por ejemplo, para combinar `flights` y `airports` necesitamos combinar el destino (`dest`) u origen (`origin`) en `fligths` con el código de cada aeropuerto (`faa`) en `airports`:

```
flights2 %>%
  left_join(airports, c("dest" = "faa"))

flights2 %>%
```

```
  left_join(airports, c("origin" = "faa"))
```

5.3.1 Ejercicios:

1. Añadir latitud y longitud (`lat` y `lon`) del origen y destino a la tabla `flights`.

5.4 Filtering Joins

Los semi-joins son útiles cuando hacemos un resumen de los datos y luego queremos emparejar estos resultados con las observaciones originales. Por ejemplo, si calculamos los 10 destinos más populares:

```
top_dest <- flights %>%
  count(dest, sort = TRUE) %>%
  head(10)
top_dest
```

```
## # A tibble: 10 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
```

... y luego queremos encontrar todos los vuelos (en `flights`) que tuvieron este destino:

```
flights %>%
  semi_join(top_dest)
```

Los anti-joins son útiles para diagnosticar las discrepancias en las uniones. Por ejemplo, en `planes` hay aviones que no aparecen en `flights`:

```
flights %>%
  anti_join(planes, by = "tailnum") %>%
  count(tailnum, sort = TRUE)
```

5.4.1 Ejercicios

2. Encuentra otra forma de obtener el mismo resultado que:

```
flights %>%
  semi_join(top_dest)
```

sin usar `semi_join()`. Hint: Filtrar los destinos de `flights` de acuerdo a los 10 más populares.

3. Filtra `flights` para que solo recoja los datos de aquellos aviones que han volado al menos 100 veces.