

Talleres Ciencia de Datos con R.

Ricardo Alberich

Contents

1 Tareas R4DS.	1
1.1 Visualización de datos con ggplot2.	1
1.2 Tarea Estéticas ggplot.	5
1.3 Tarea: Subplots con facets.	11
1.4 Tarea Geometrías con ggplot2.	17
1.5 Tarea: Transformaciones estadísticas ggplot. Sección3: Lecciones 22 y 23	34
1.6 Tarea: Ajustes avanzados ggplot2	47
1.7 Filtrando datos con dplyr.	53
1.8 Tarea Ordenación y selección de datos con dplyr.	58
1.9 Taller Calculando nuevas variables con dplyr.	63
1.10 Taller evaluación: Filtrado y manipulación de datos	67
2 Análisis exploratorio de nuestros datos:	84
2.1 Introducción a la exploración de datos.	84
2.2 Visualización de la covarianza entre variables.	85
3 Enunciado taller	86
4 Preguntas	91
4.1 Pregunta 1	91
4.2 Pregunta 2	91
5 Emisiones de CO2 en el mundo.	91
5.1 Un gráfico	93
5.2 Conversiones desde los raw data y ajuste de metadatos	94
6 Análisis de datos 2021/22: Práctica del Bloque 1: Datos de emisiones de CO2 en el mundo.	104
6.1 Modelo de Datos CO2 y fuente de los datos	104
6.2 Cuestiones	104

1 Tareas R4DS.

1.1 Visualización de datos con ggplot2.

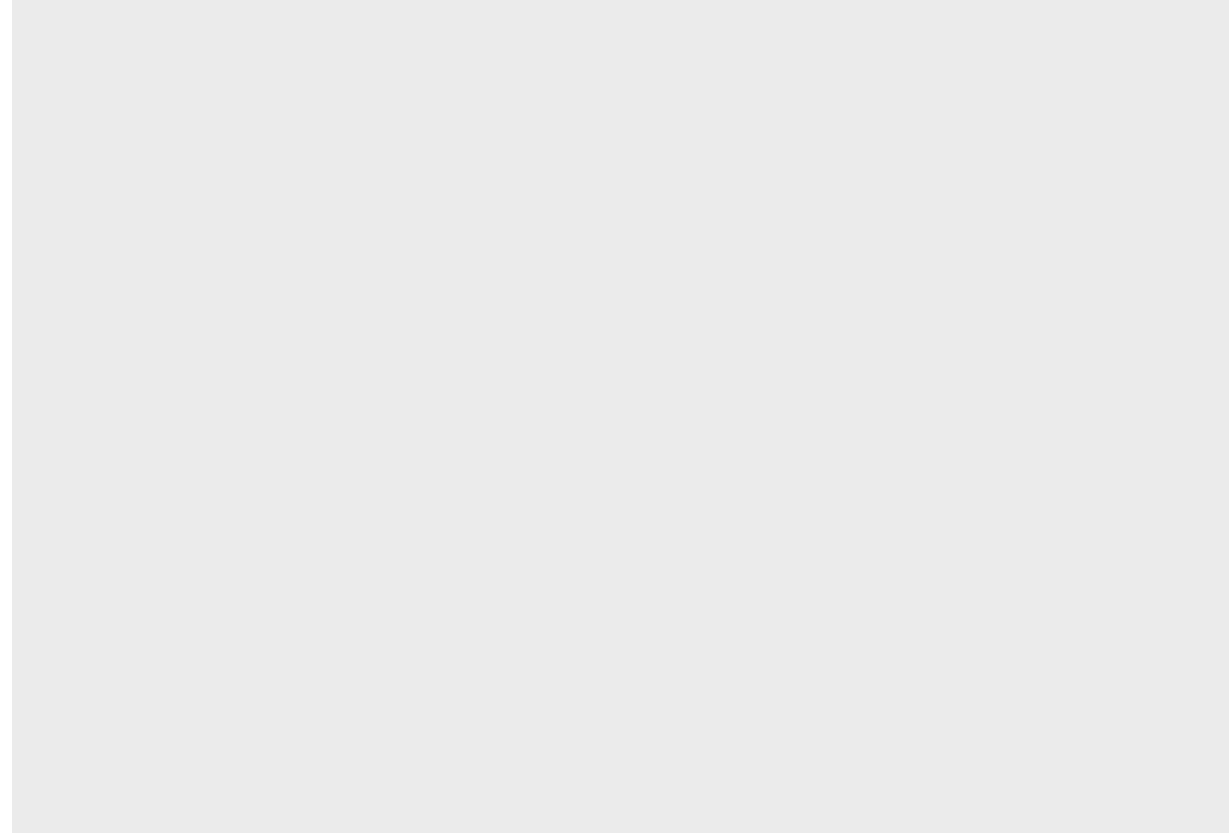
1.1.1 Pregunta 1.

Si ejecutas `ggplot(data = mpg)`, ¿Qué observas?

1.1.1.1 Solución Inicializa el gráfico vacío a las espera de otras especificaciones de lo que se tiene que dibujar.

Podemos ver un recuadro vacío, lo que observamos es la base para un gráfico.

```
ggplot(data = mpg)
```



1.1.2 Pregunta 2.

Indica el número de filas que tiene el data frame `mpg`. ¿Qué significa cada fila?

1.1.2.1 Solución Usando el comando `nrow()` sabemos que tiene 234 filas y observando con el comando `View()` se deduce que cada fila conforma las especificaciones de cada vehículo.

```
nrow(mpg)
```

```
## [1] 234
```

1.1.3 Pregunta 3.

Indica el número de columnas que tiene el data frame `mpg`. ¿Qué significa cada columna?

1.1.3.1 Solución De la misma manera que con las filas usando el comando `ncol()` sabemos que el número de columnas es 11 y consultando la información auxiliar con el comando `?mpg` entendemos que cada columna refleja una característica.

“manufacturer”: marca

“model name”: Nombre del modelo

“displ”: cilindrada en litros

“year”: año de producción

“cyl”: número de cilindros

“trans”: tipo de transmisión

“drw”: tipo de tracción (f: delantera,r: trasera, 4: 4 ruedas)

“cty”: millas por galón en ciudad

“hwy”: millas por galón en autopista

“fl”: tipo de combustible

“class”: tipo de coche

```
ncol(mpg)
```

```
## [1] 11
```

1.1.4 Pregunta 4.

Observa la variable `drv` del data frame. ¿Qué describe? Recuerda que puedes usar la instrucción `?mpg` para consultarlo directamente en R.

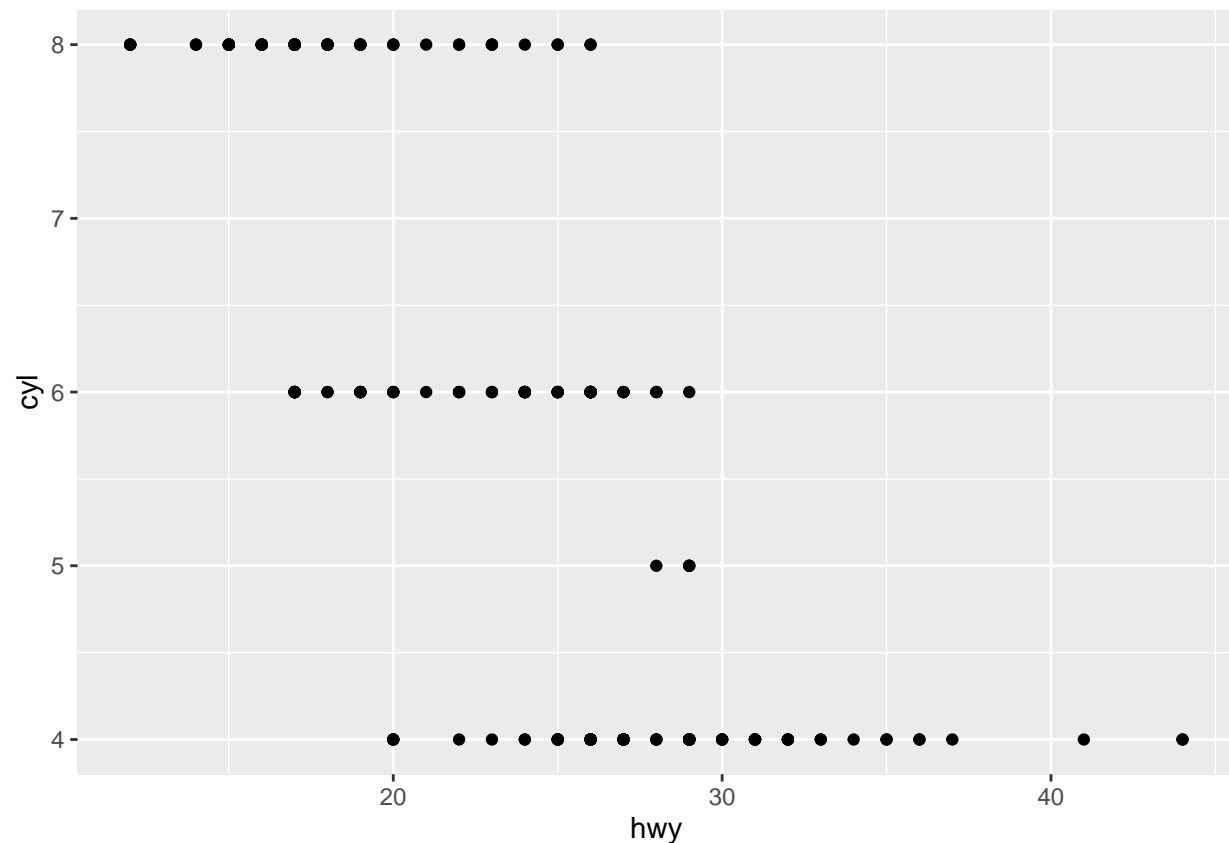
1.1.4.1 Solución Como ha sido comentado anteriormente “`drv`” indica el tipo de tracción del coche.

1.1.5 Pregunta 5.

Realiza un scatterplot de la variable `hwy` vs `cyl`. ¿Qué observas?

1.1.5.1 Solución Podemos ver una gráfica en la que se comparara el número de cilindros y la eficiencia en millas por galón. A primera vista parece indicar que los coches con menos cilindros son más eficientes.

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

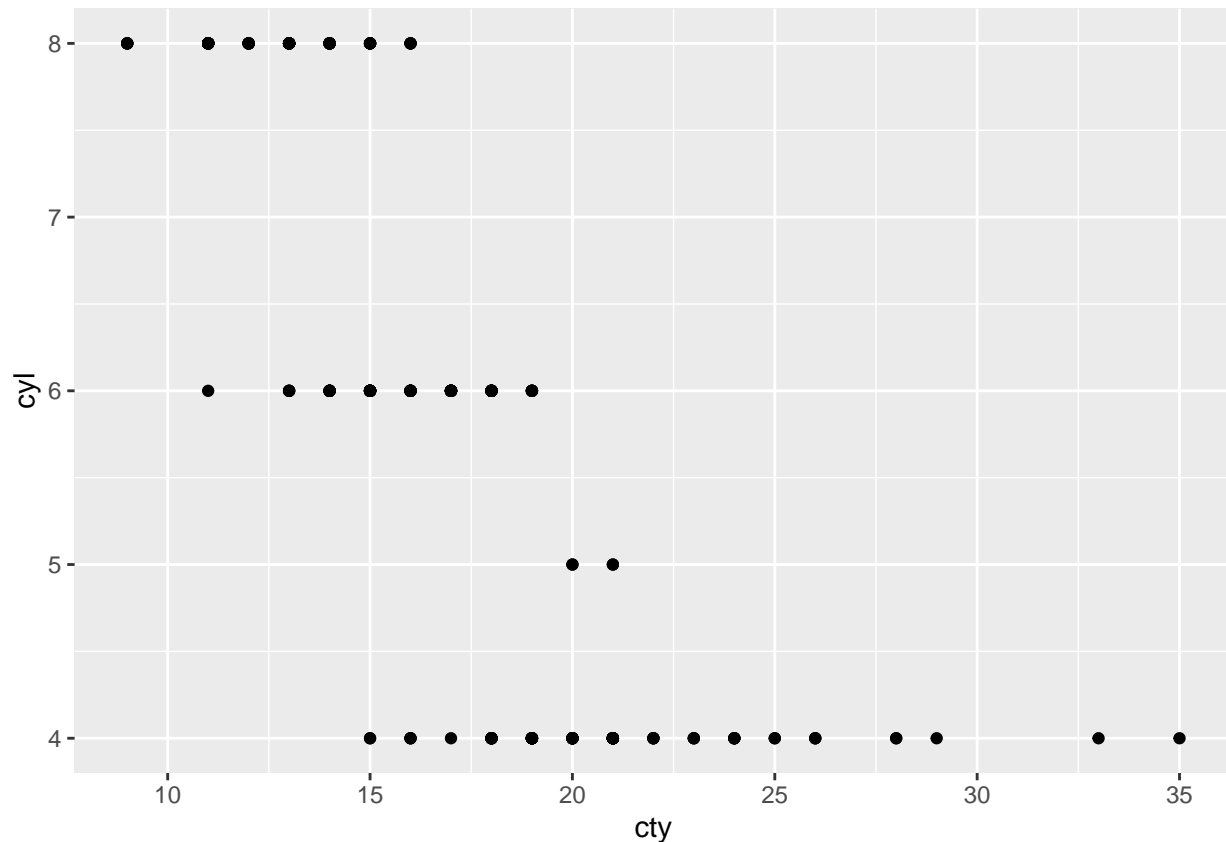


1.1.6 Pregunta 6.

Realiza un scatterplot de la variable cty vs cyl. ¿Qué observas?

1.1.6.1 Solución Vemos una comparativa entre el número de millas por galón en ciudad y el número de cilindros. A primera vista parece indicar que los coches con menos cilindros son mas eficientes

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

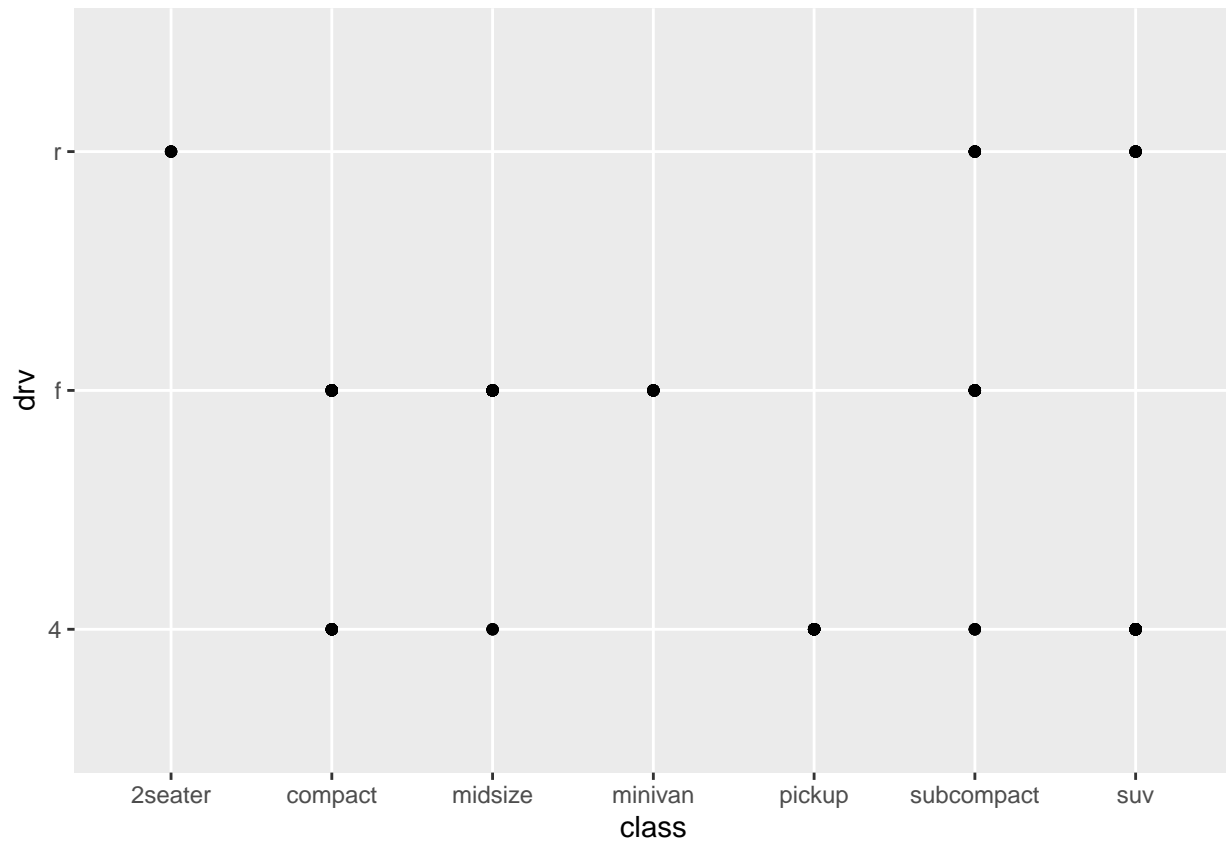


1.1.7 Pregunta 7.

Realiza un scatterplot de la variable class vs drv. ¿Qué observas? ¿Es útil este diagrama? ¿Por qué?

1.1.7.1 Solución Observamos una comparativa entre la clase del coche y si tracción. Este diagrama no es útil ya que compara dos variables sin interés ya que nuestro objetivo es estudiar la eficiencia. En general no aporta datos relevantes.

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

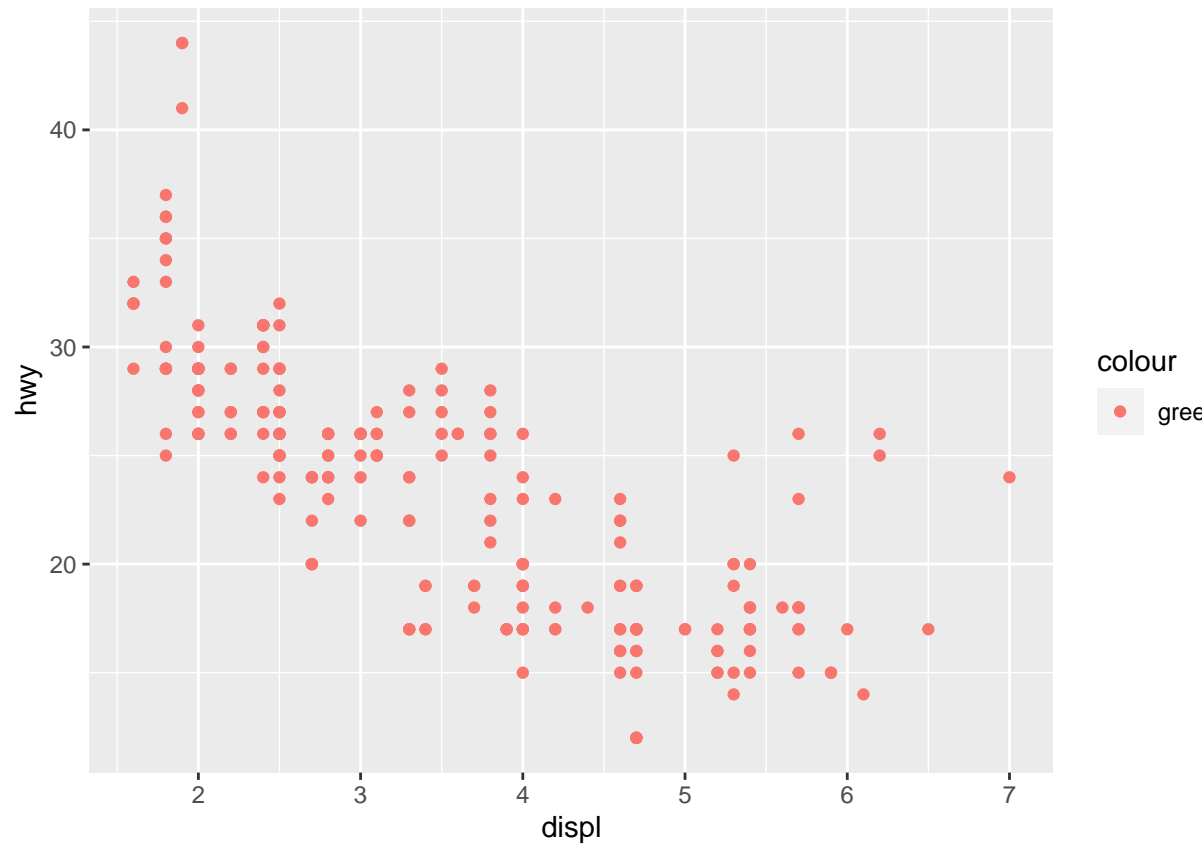


1.2 Tarea Estéticas ggplot.

1.2.1 Pregunta 1.

Toma el siguiente fragmento de código y di qué está mal. ¿Por qué no aparecen pintados los puntos de color verde?

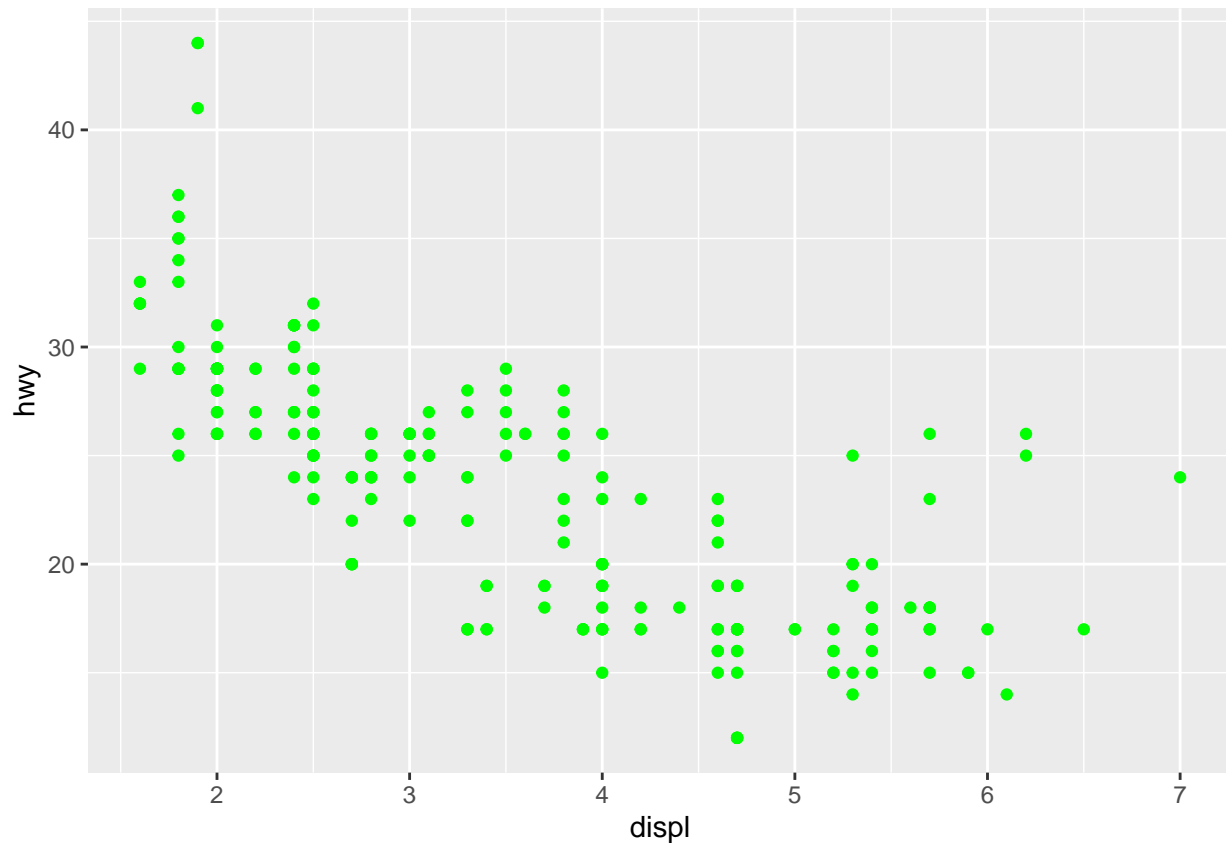
```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy, color = "green"))
```



1.2.1.1 Solución

Si se desea que los puntos aparezcan de color verde se tiene que escribir el comando de la manera siguiente.

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



1.2.2 Pregunta 2.

Toma el dataset de mpg anterior y di qué variables son categóricas.

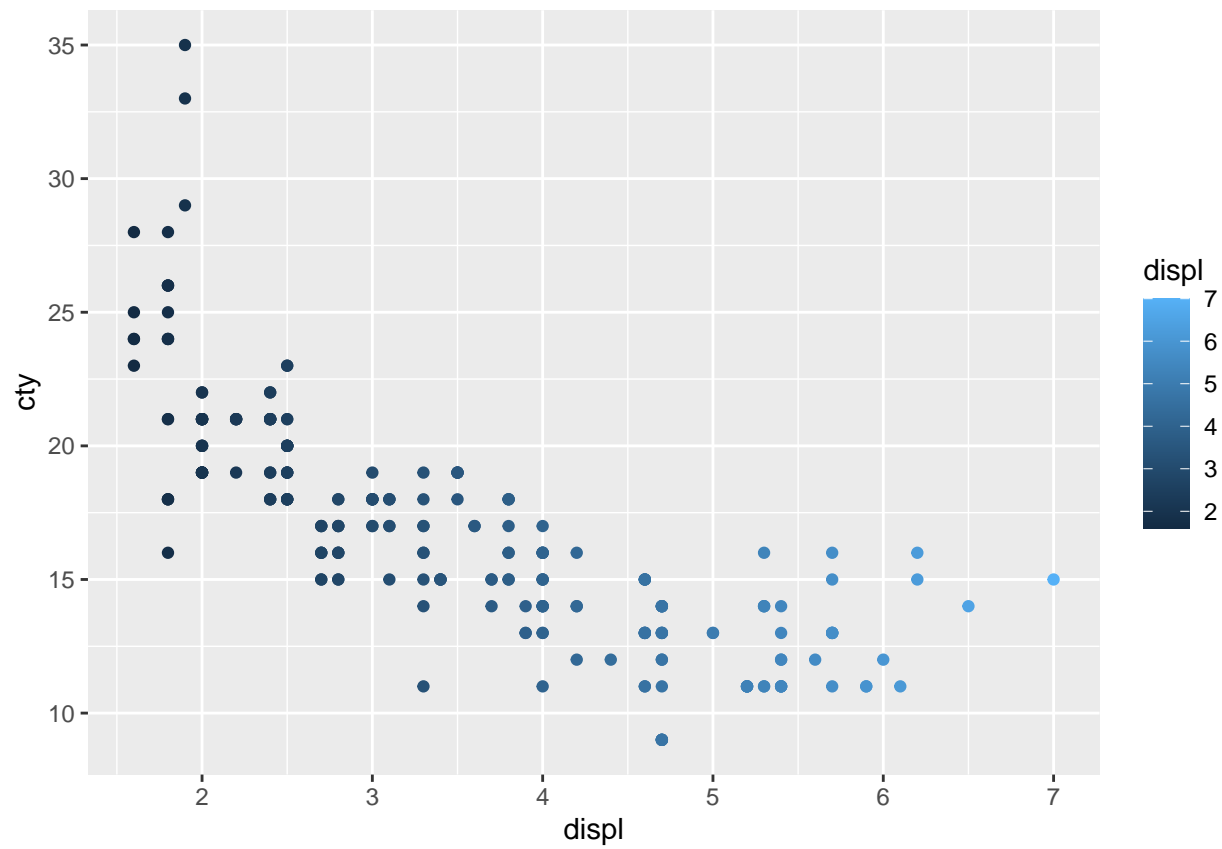
1.2.2.1 Solución Las variables categóricas son el modelo, la marca, la transmisión, la tracción, el tipo de combustible y el tipo de coche (“manufacturer”, “model”, “trans”, “drv”, “fl” y “class”)

1.2.3 Pregunta 3.

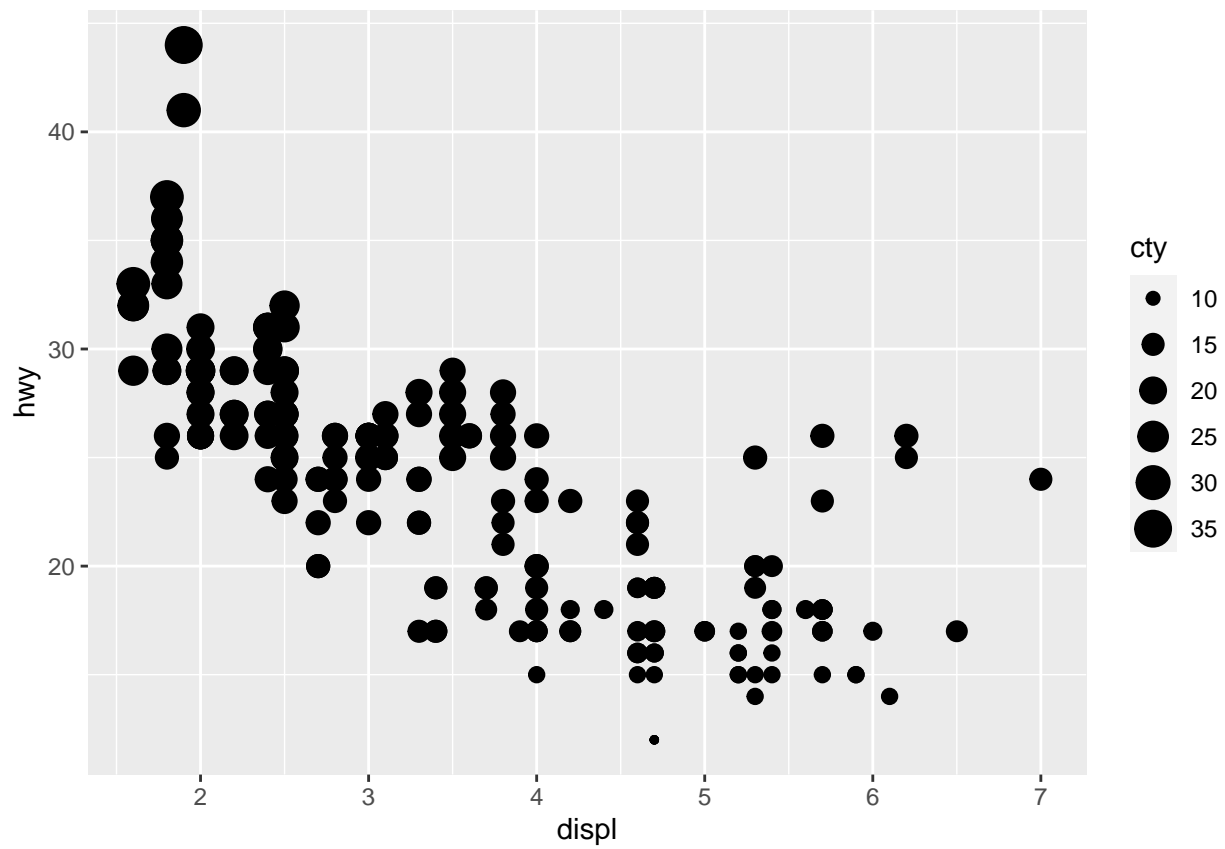
Toma el dataset de mpg anterior y di qué variables son continuas. Dibuja las variables continuas con color, tamaño y forma respectivamente.

1.2.3.1 Solución Las variables continuas son “displ”, “cty” y “hwy”

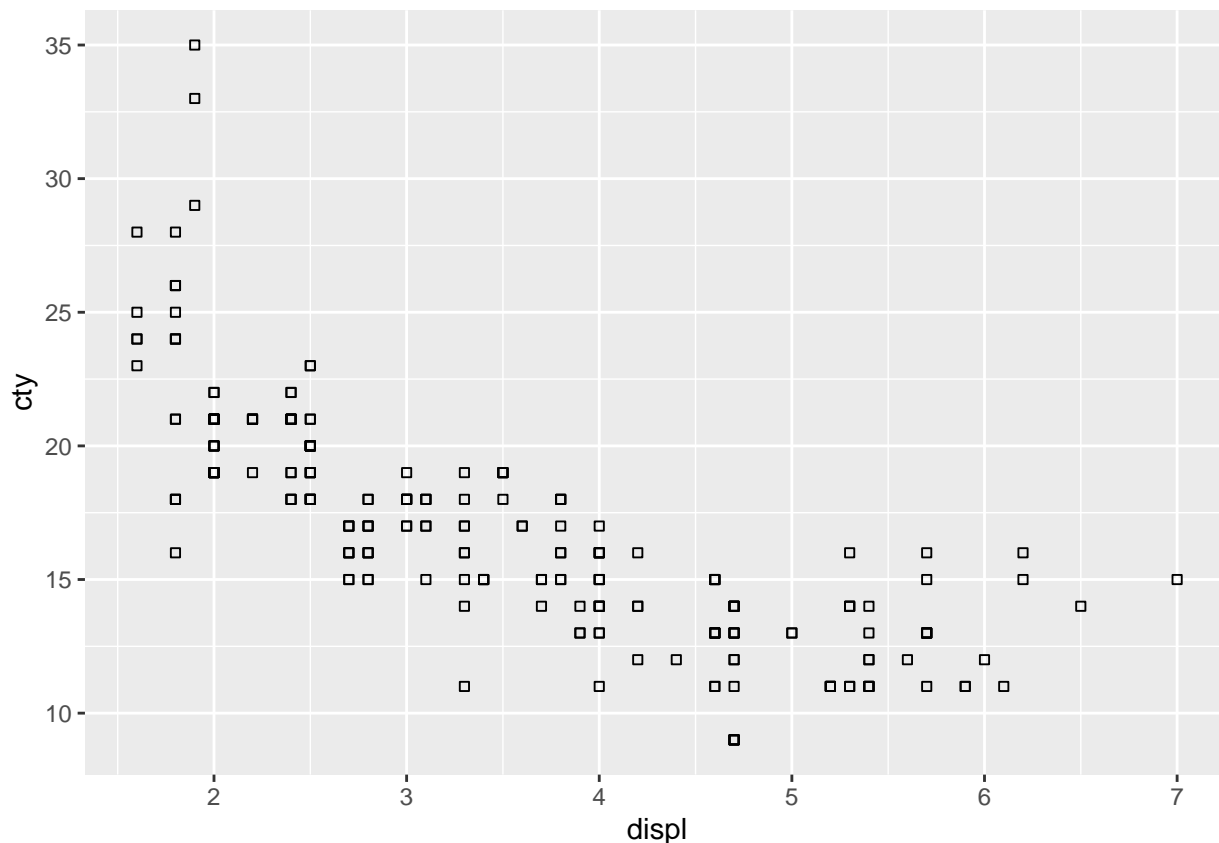
```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x=displ , y = cty , color=displ ))
```



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

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x=displ , y =cty ), shape=22)
```



1.2.4 Pregunt 4.

¿En qué se diferencian las estéticas para variables continuas y categóricas?

1.2.4.1 Solución Las variables categóricas indican la pertenencia a un conjunto (la gente rubia, los hijos de María,...) en cambio las variables continuas indican el valor de una cierta propiedad (tiene una capacidad de 20 litros, una altura de 1.8 metros,...).

1.2.5 Pregunta 5.

¿Qué ocurre si haces un mapeo de la misma variable a múltiples estéticas?

1.2.5.1 Solución Todas esas estéticas serán usadas conjuntamente.

1.2.6 Pregunta 6.

Vamos a conocer una estética nueva llamada **stroke**. ¿Qué hace? ¿Con Qué formas funciona bien?

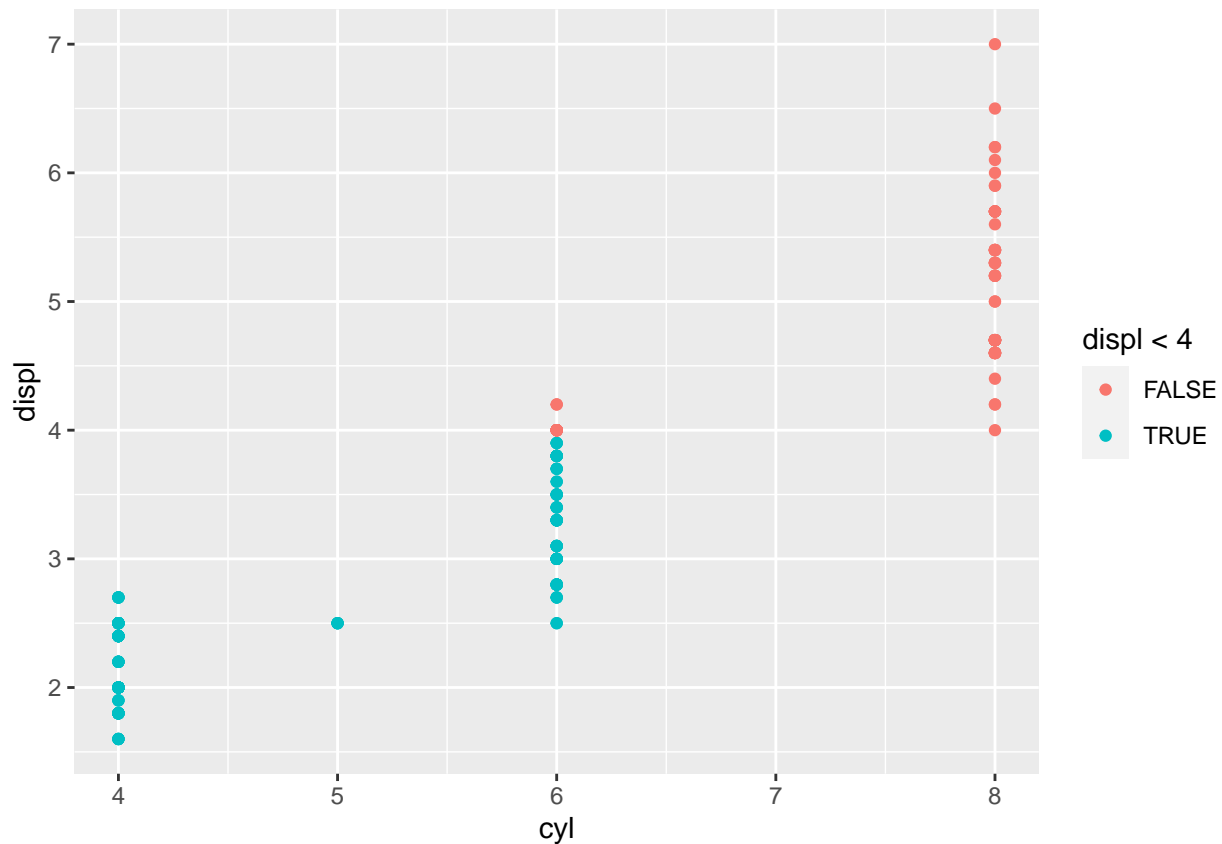
1.2.6.1 Solución La estética 'stroke' permite modificar el grosor del borde de aquellas figuras que lo tengan ('shape' entre 21 y 25).

1.2.7 Pregunta 7.

¿Qué ocurre si haces un mapeo de una estética a algo que no sea directamente el nombre de una variable (por ejemplo `aes(color = displ < 4)`)?

1.2.7.1 Solución R entiende el criterio como una división y aplica la estética a aquello que cumple la condición impuesta.

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x= cyl , y = displ ,color = displ < 4))
```



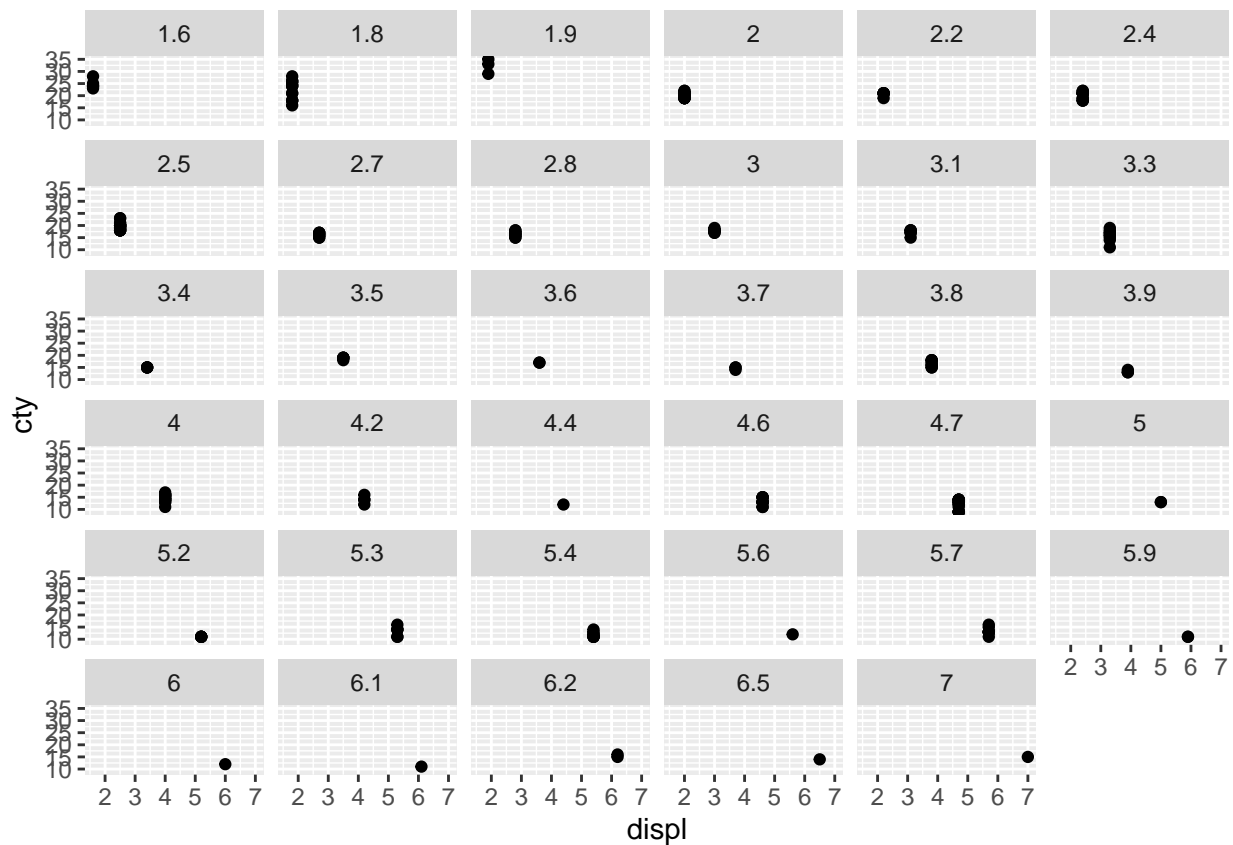
1.3 Tarea: Subplots con facets.

1.3.1 Pregunta 1.

¿Qué ocurre si hacemos un facet de una variable continua?

1.3.1.1 Solución Hará tantos cuadros como valores encuentre.

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point( mapping = aes(x=displ , y = cty )) + facet_wrap(~displ)
```

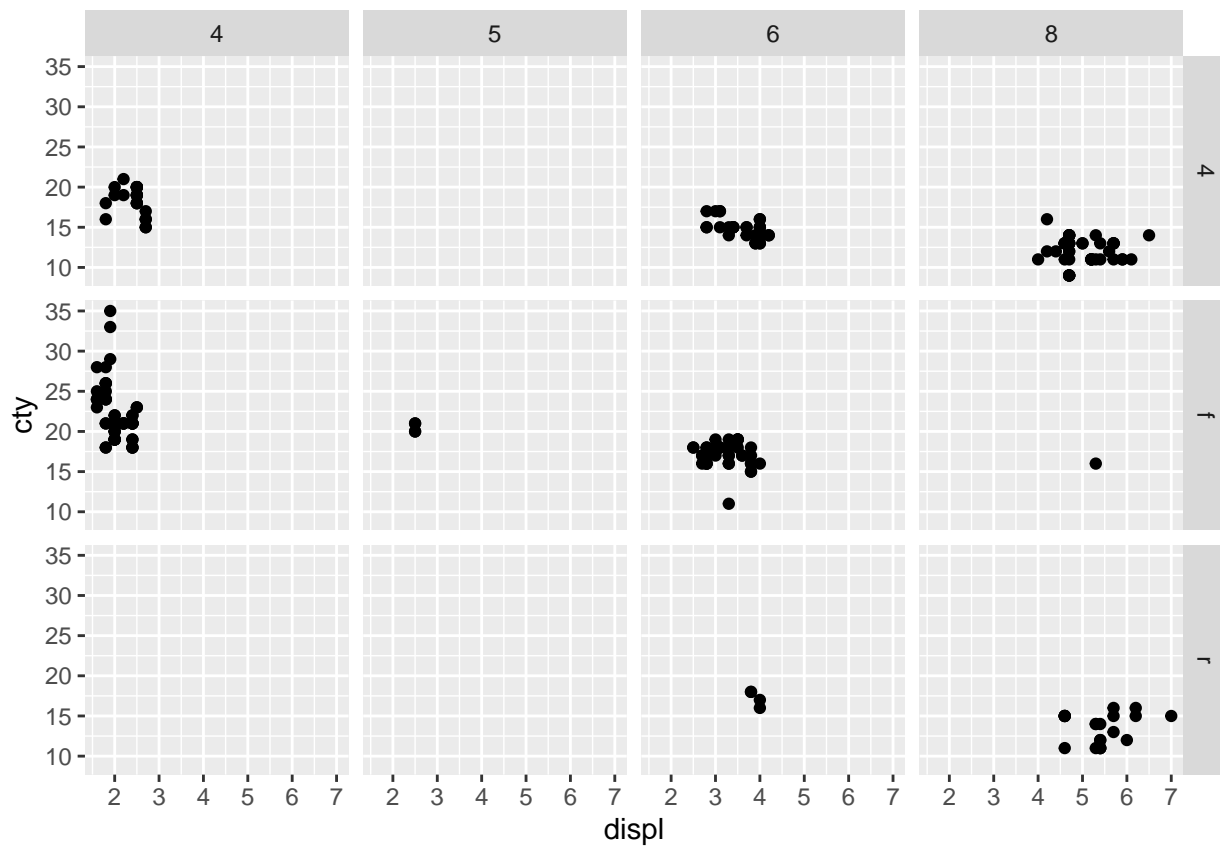


1.3.2 Pregunta 2.

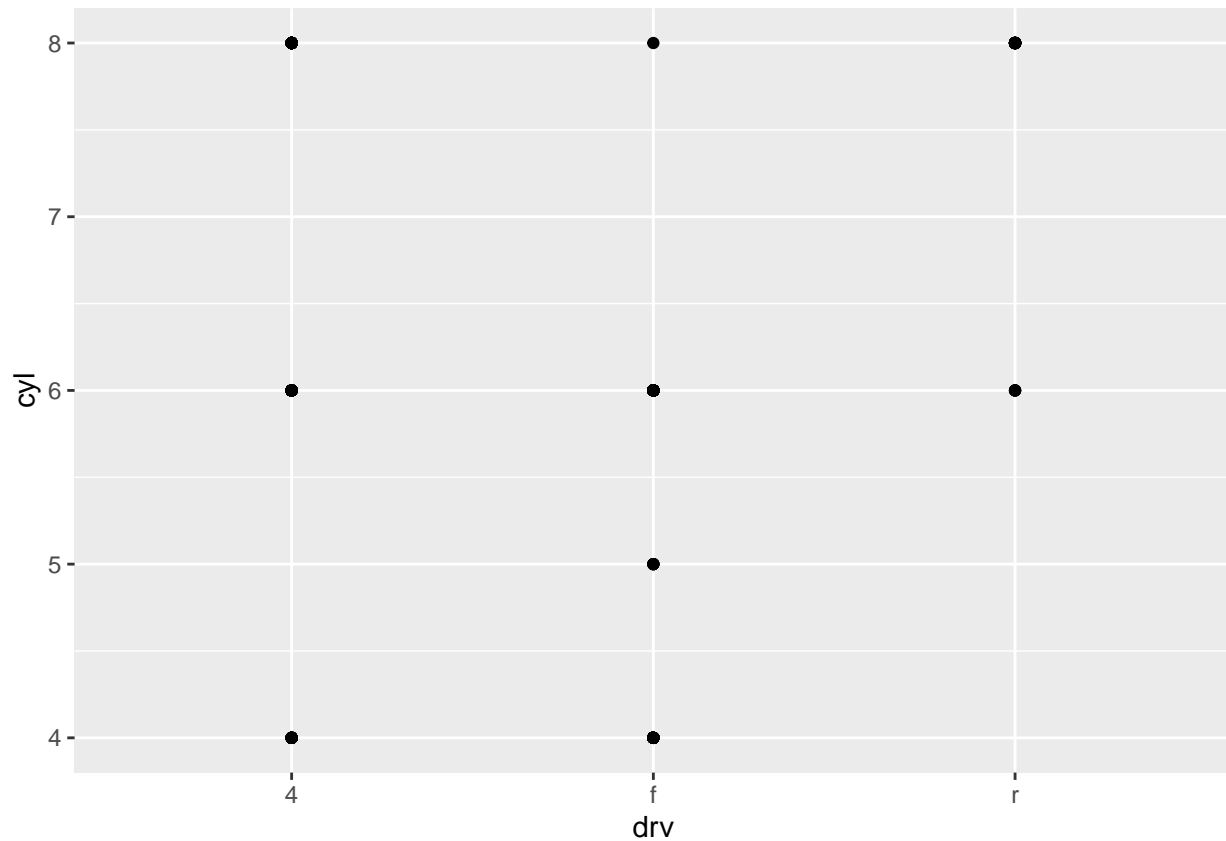
¿Qué significa si alguna celda queda vacía en el gráfico `facet_grid(drv~cyl)`? ¿Qué relación guardan esos huecos vacíos con el gráfico siguiente?

1.3.2.1 Solución Hay huecos vacíos debido a que no hay datos que satisfagan ambas condiciones. La tabla posterior muestra esos vacíos.

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



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

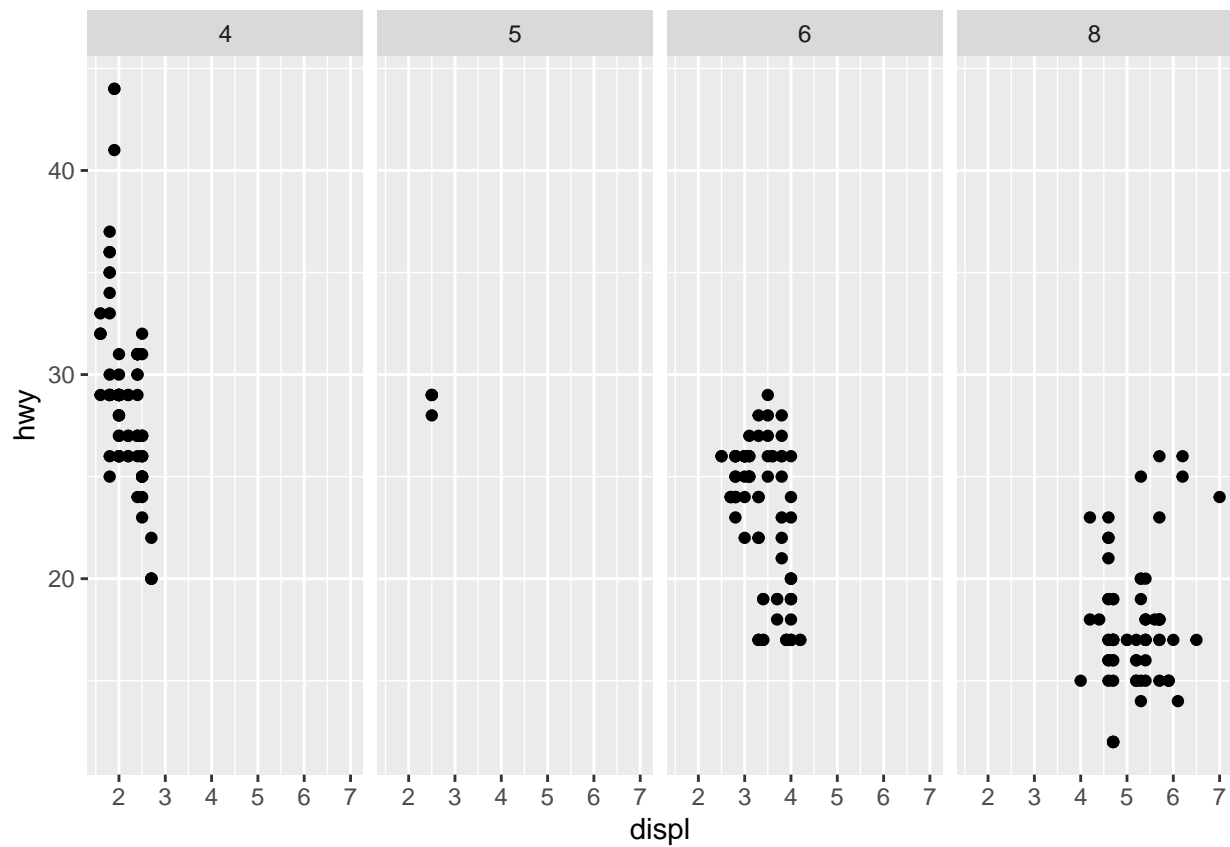


1.3.3 Pregunta 3.

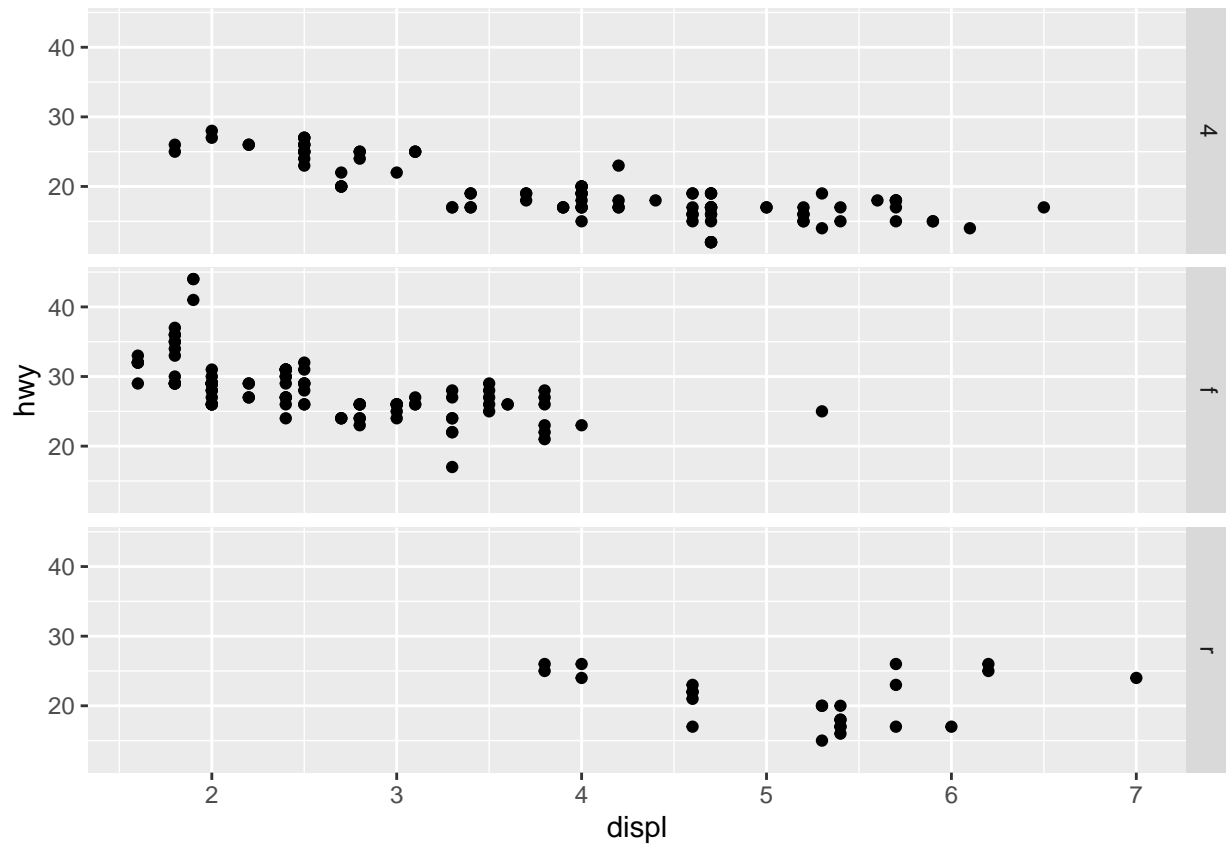
¿Qué gráficos generan las siguientes dos instrucciones? ¿Qué hace el punto? ¿Qué diferencias hay de escribir la variable antes o después de la vírgulilla (“~”)?

1.3.3.1 Solución Representa los puntos clasificados por los datos “cyl” y “drv” respectivamente. Escribir antes o después de la vírgula marca si la división se visualizara por filas o por columnas.

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



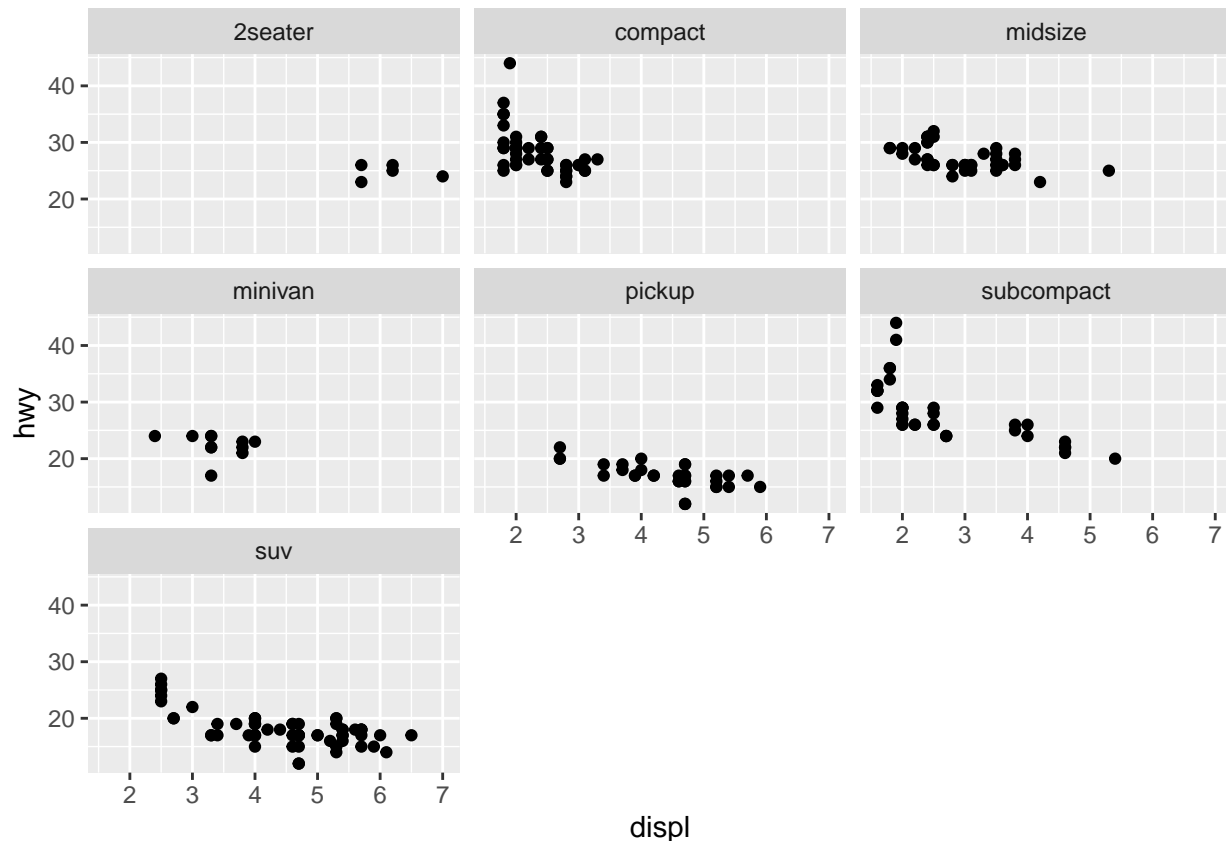
```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x=displ, y = hwy)) +  
  facet_grid(drv~.)
```



1.3.4 Pregunta 4.

**El primer facet que hemos pintado era el siguiente:

```
ggplot(data = mpg) +  
  geom_point(mapping = aes(x = displ, y = hwy)) +  
  facet_wrap(~class, nrow = 3)
```

¿Qué ventajas crees que tiene usar facets en lugar de la estética del color? ¿Qué desventajas? ¿Qué cambiará si tu dataset fuera mucho más grande?*

1.3.4.1 Solución La estética de color está limitada por la cantidad de colores disponibles diferenciables, en cambio independiente de la cantidad de datos si estos son divididos en diferentes gráficas estos serán fáciles de visualizar.

1.4 Tarea Geometrías con ggplot2.

Repasa los contenidos de las geometrías de ggplot2 y mira a ver si sabes responder a las siguientes preguntas. Preguntas de esta tarea

1.4.1 Cuestión 1.

Ejecuta este código mentalmente y predice el resultado. Luego ejecutalo en R y comprueba tu hipótesis:

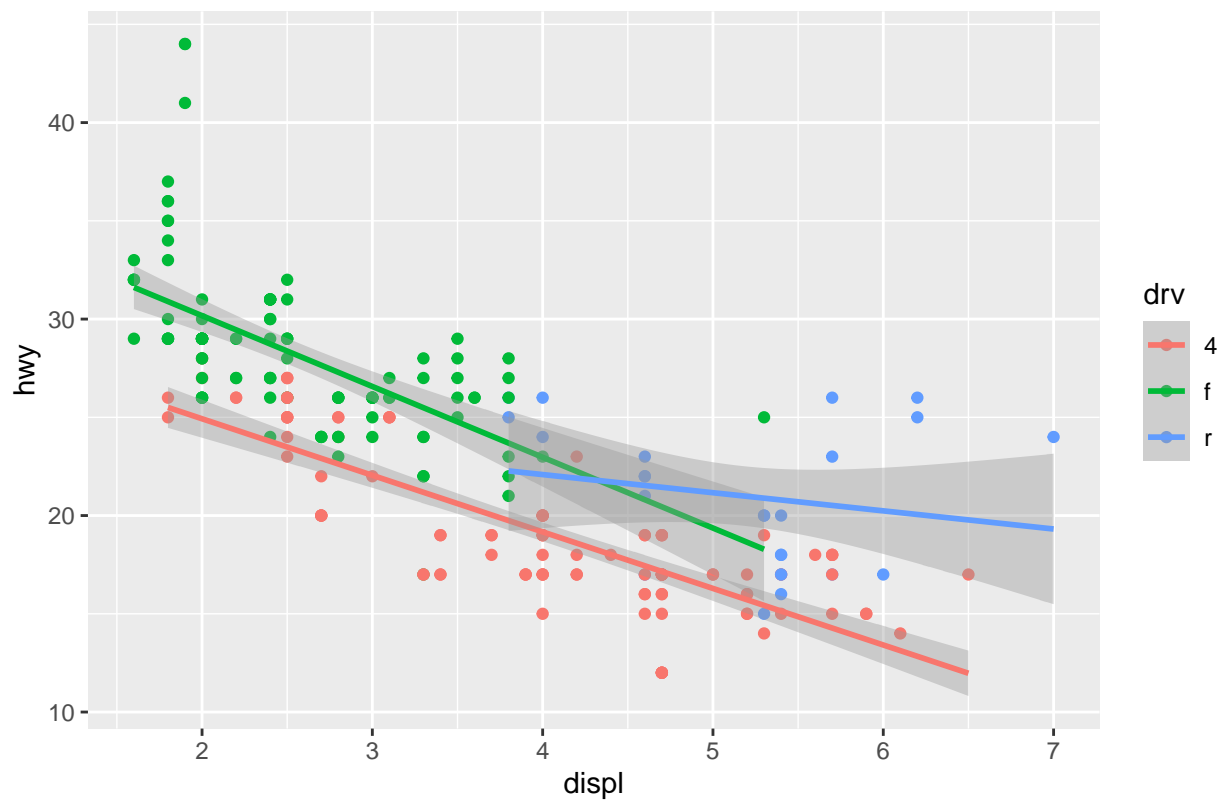
```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x=displ, y = hwy,color = drv)) +  
  geom_point() +  
  geom_smooth( se = F)
```

```
gg1=ggplot(data = mpg, mapping = aes(x=displ, y = hwy,color = drv)) +geom_point()  
gg1+geom_smooth(method="lm",se=TRUE)+labs(title="Tendencias modelos lineales por drv")
```

1.4.1.1 Solución

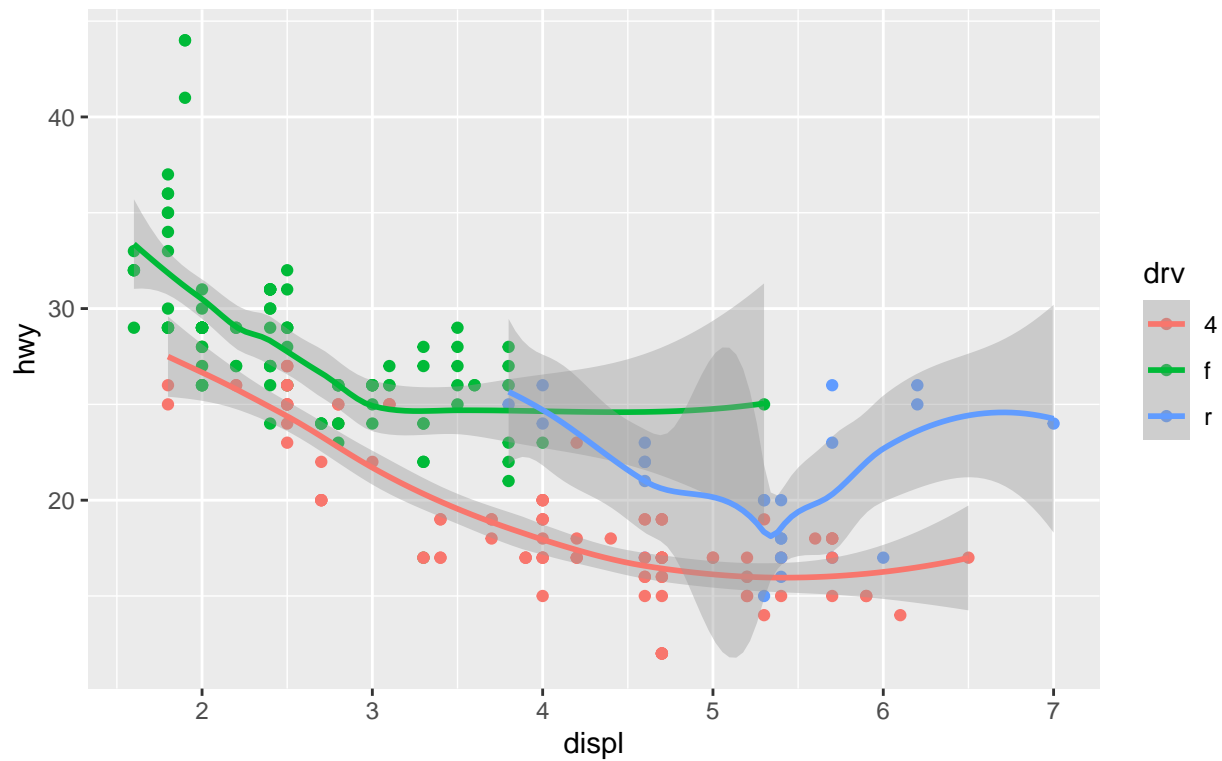
```
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```

Tendencias modelos lineales por drv



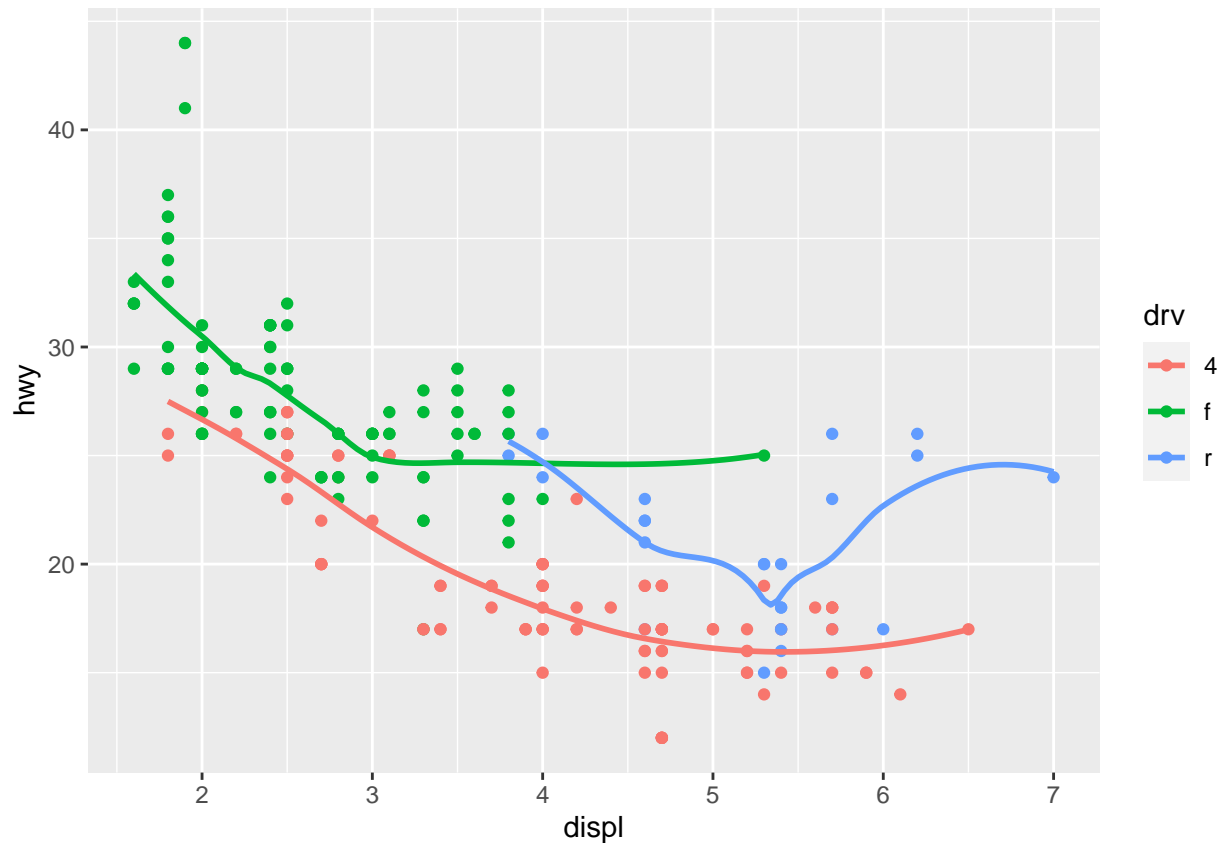
```
gg1+geom_smooth(method="loess",se = TRUE)+labs(title="Tendencias con el método loess por drv:\n Local
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```

Tendencias con el método loess por drv: Local Polynomial Regression Fitting



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

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



1.4.2 Cuestión 2.

¿Qué hace el parámetro `show.legend = F`? ¿Qué pasa si lo eliminamos? ¿Cuándo lo añadirías y cuando lo quitarías?

1.4.2.1 Solución No sale la leyenda, si lo eliminamos (si existe) sale la leyenda. La leyenda es necesaria cuando hay decoraciones en el dibujo que vengan asociada a alguna otra variable. En cualquier caso hay que poner la leyenda si es necesaria para la interpretación del tráfico.

1.4.3 Cuestión 3.

¿Qué hace el parámetro `se` de la función `geom_smooth()`? ¿Qué pasa si lo eliminamos? ¿Cuándo lo añadirías y cuando lo quitarías?

1.4.3.1 Solución Es el parámetro `se`. Es un parámetro lógico que muestra bandas de confianza asociada para a la variable estimada. Depende del method utilizado para el suavizado.

1.4.4 Cuestión 4.

Describe qué hacen los dos siguientes gráficos y di si serán igual y diferente. Justifica tu respuesta.

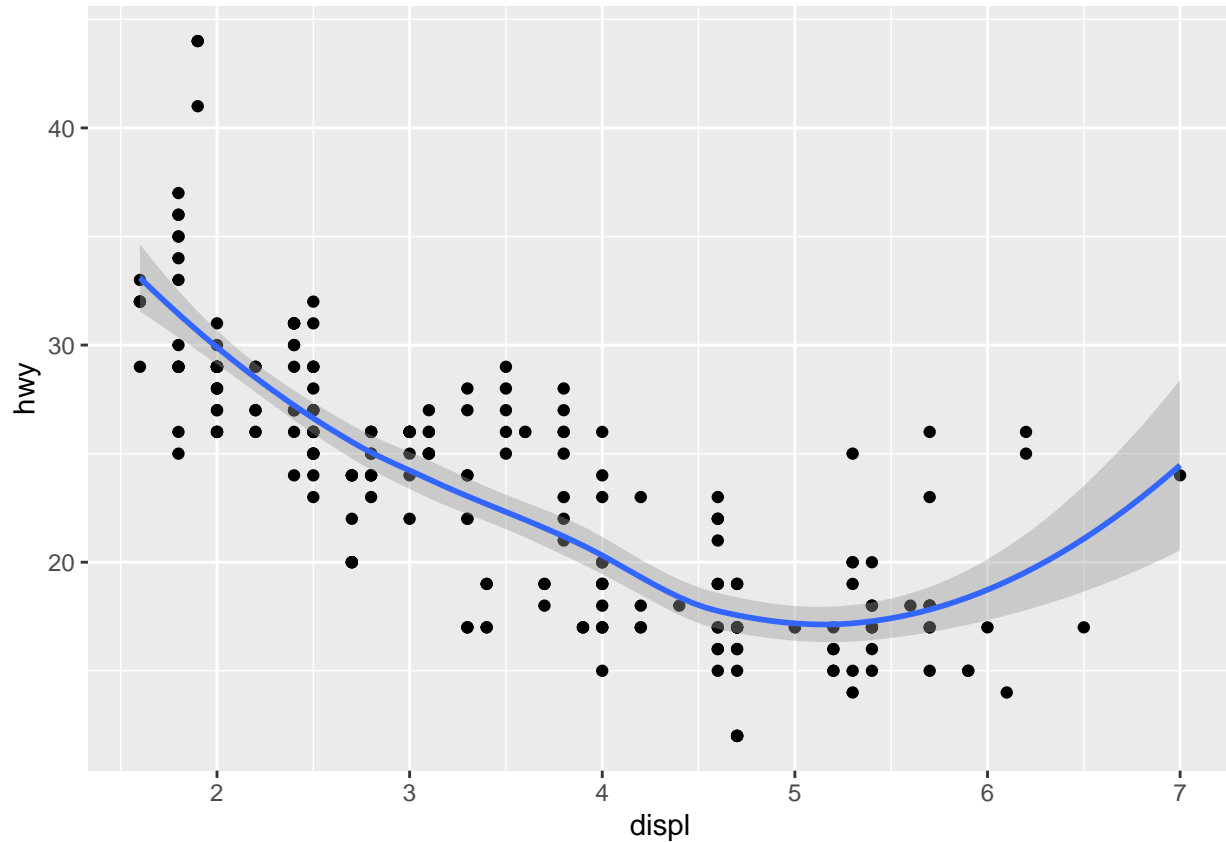
```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x=displ, y = hwy)) +
  geom_point() +
  geom_smooth()
```

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

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

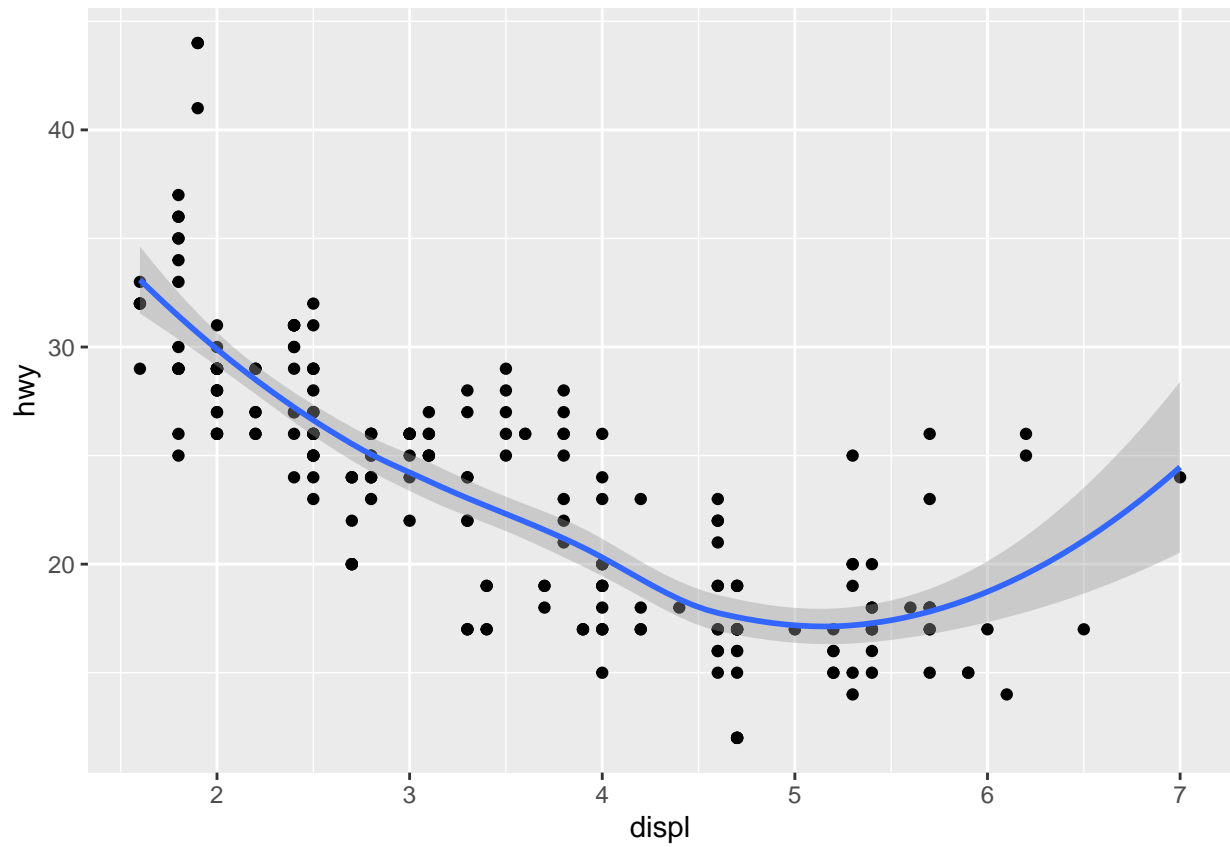
1.4.4.1 Solución

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



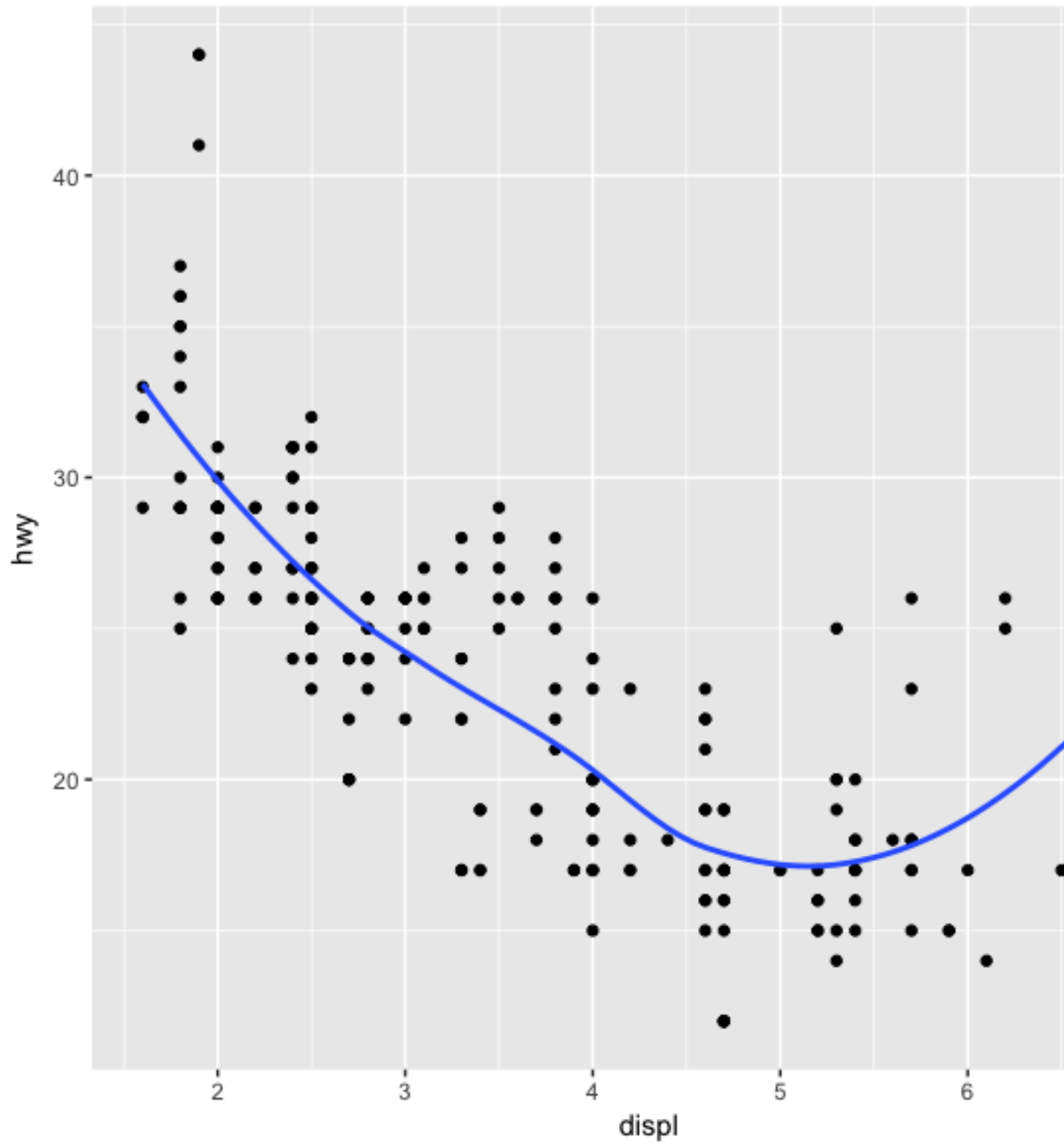
```
ggplot(data = mpg) +
  geom_point(mapping = aes(x=displ, y = hwy)) +
  geom_smooth(mapping = aes(x=displ, y = hwy))
```

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



1.4.5 Cuestión 5.

Reproduce el código de R que te genera el siguiente gráfico.

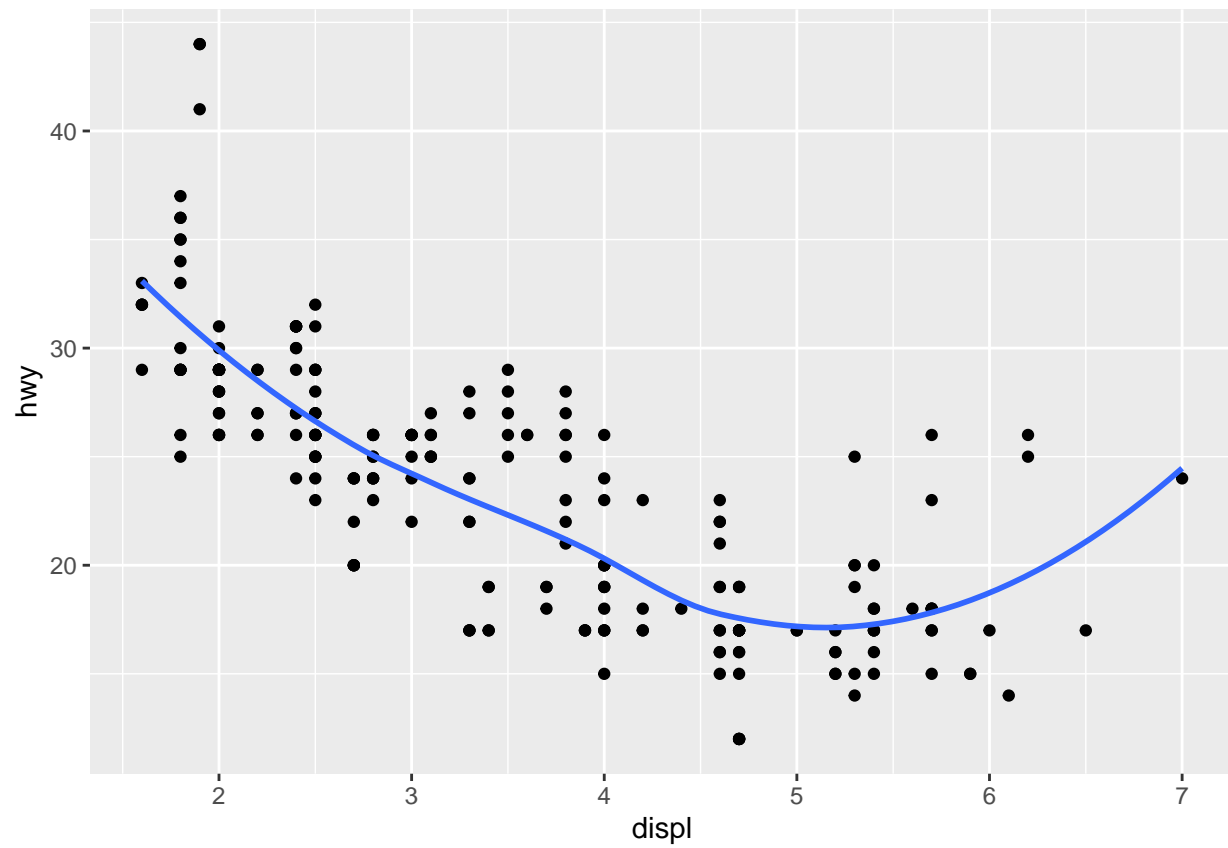


1.4.5.1 Solución Por ejemplo:

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

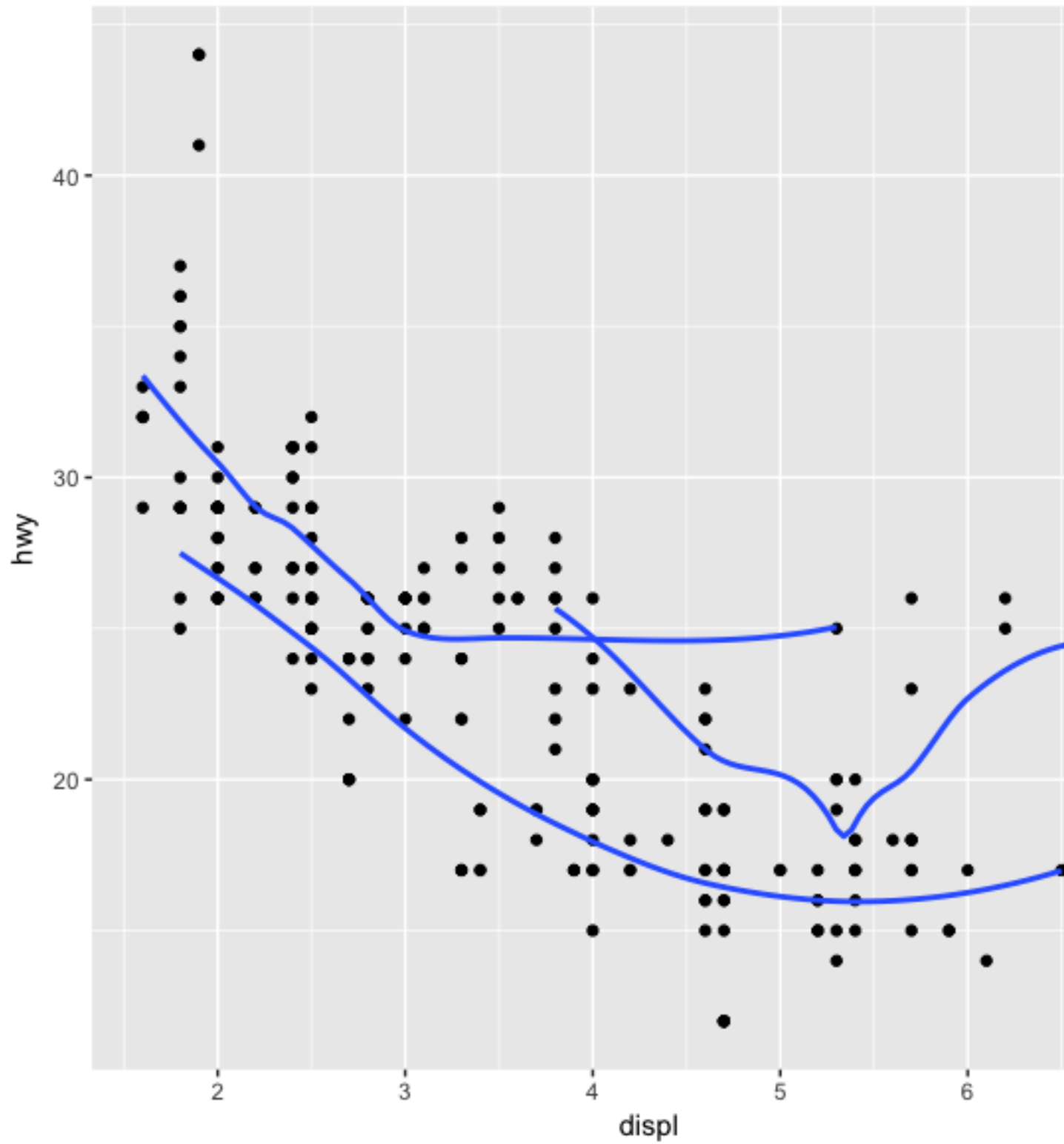
```
geom_smooth(se=FALSE)
```

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



1.4.6 Cuestión 6.

Reproduce el código de R que te genera el siguiente gráfico.

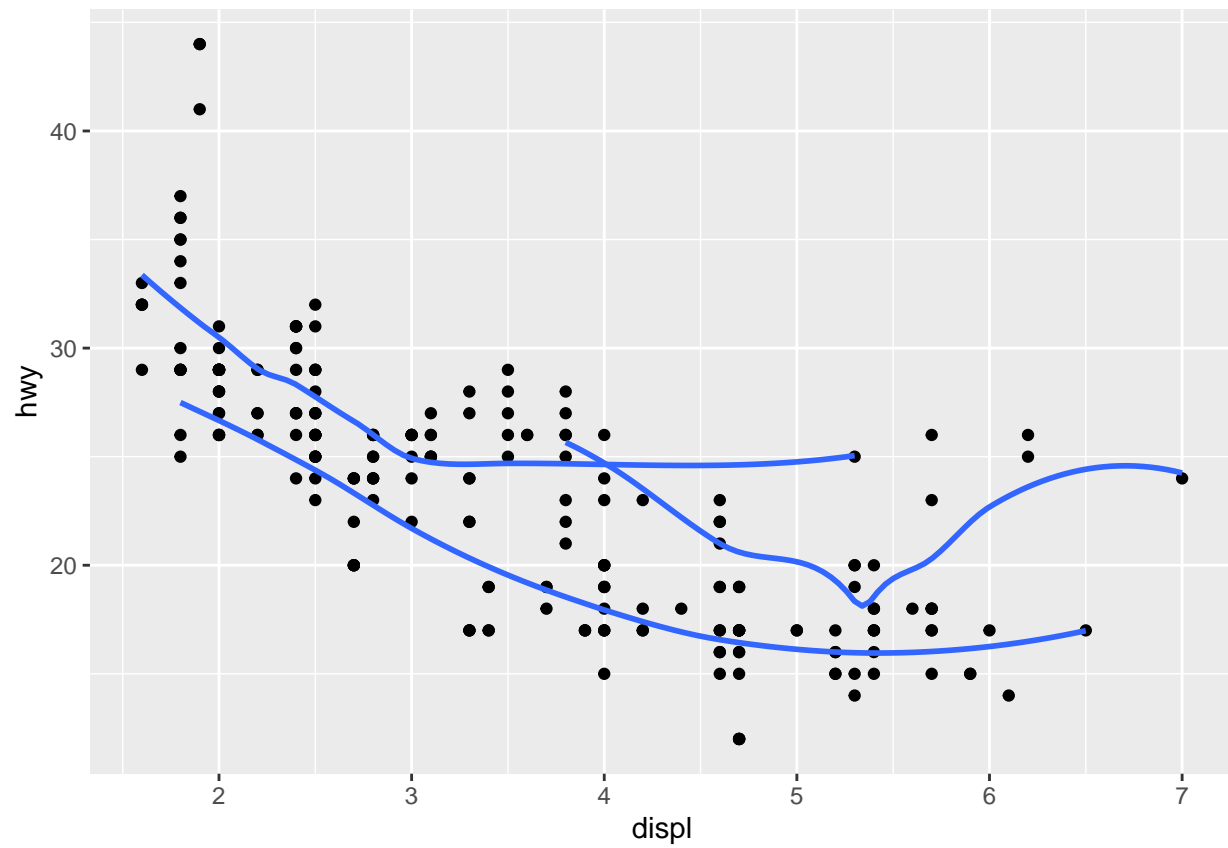


1.4.6.1 Solución Por ejemplo:

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

```
geom_smooth(se=FALSE)
```

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



1.4.7 Cuestión 7.

Reproduce el código de R que te genera el siguiente gráfico.

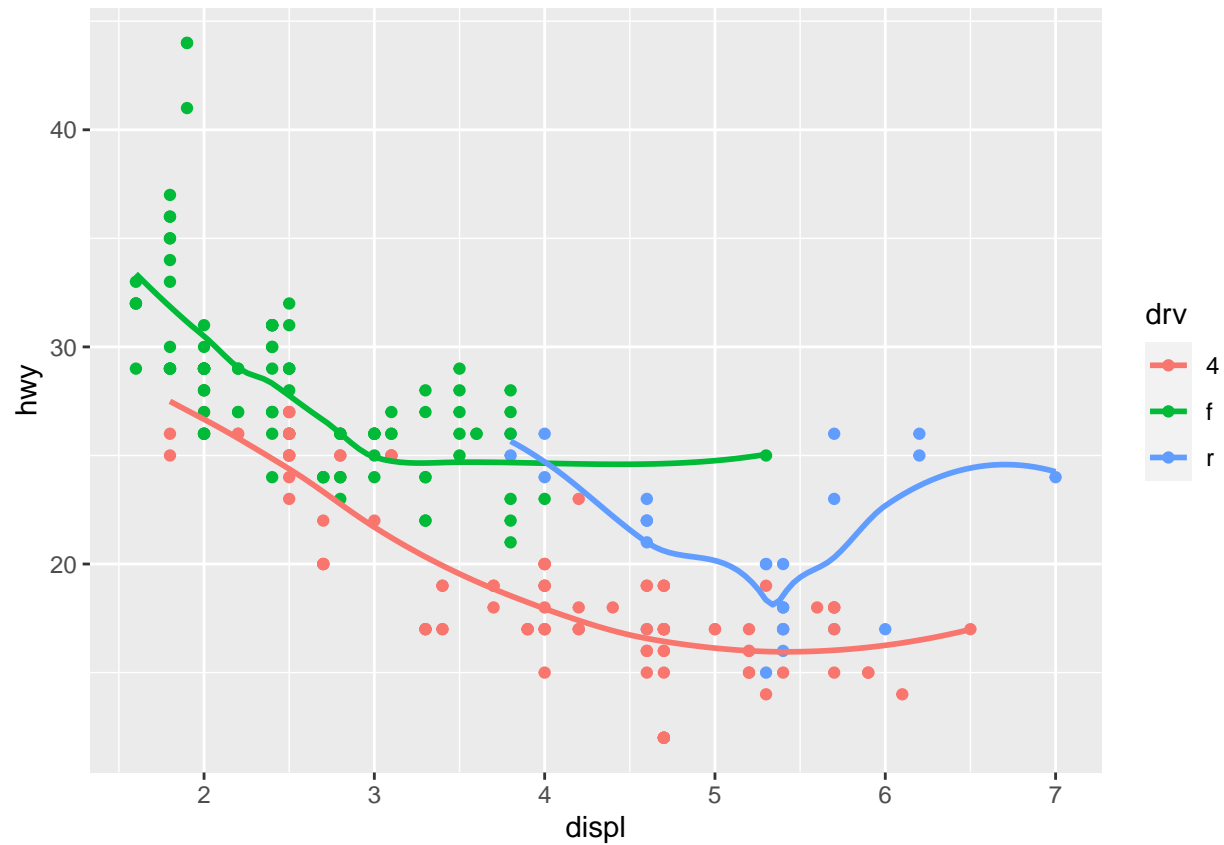


```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x=displ, y = hwy,color=drv)) +  
  geom_point() +
```

```
geom_smooth(se=FALSE)
```

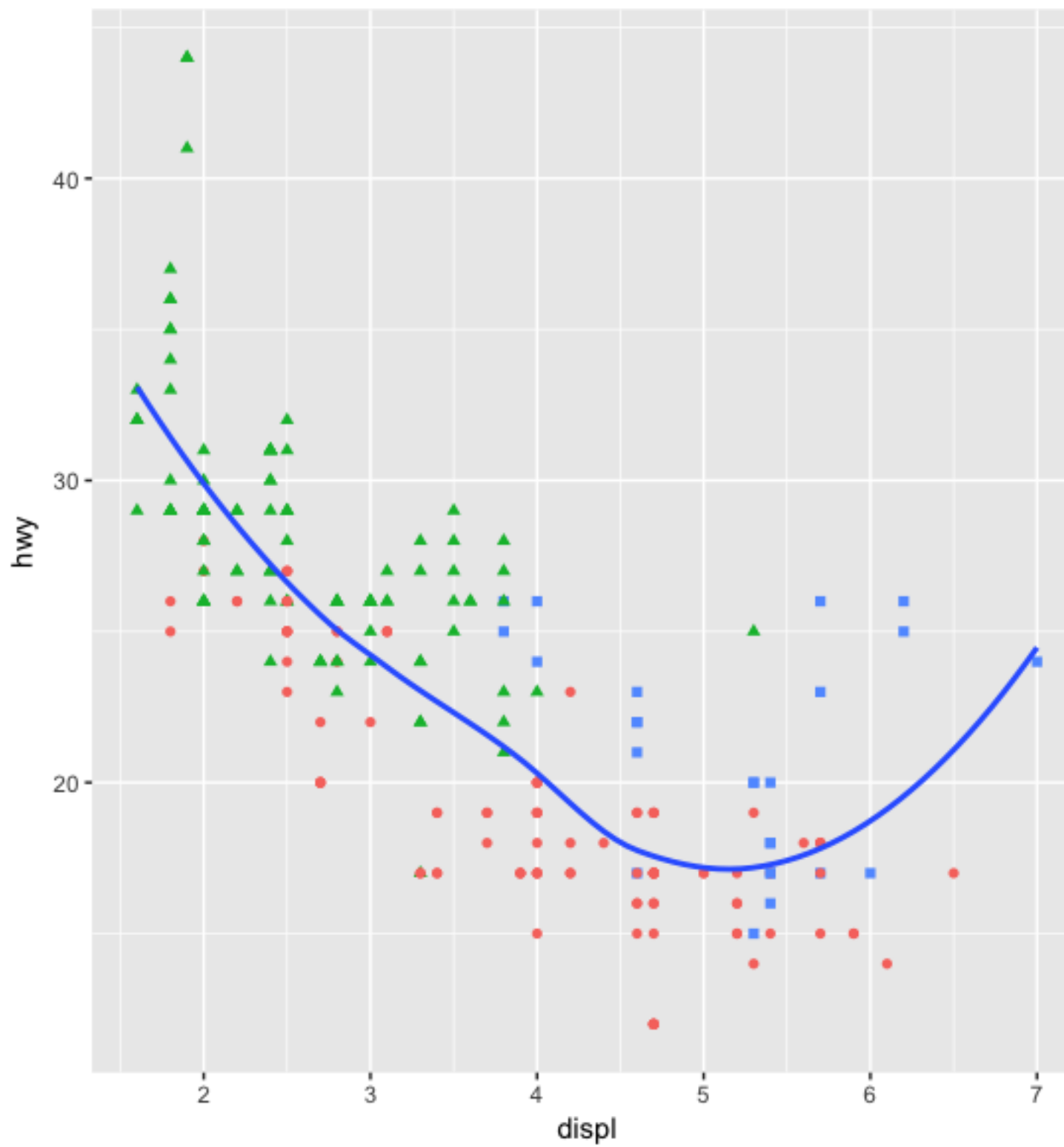
1.4.7.1 Solución

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



1.4.8 Cuestión 8.

Reproduce el código de R que te genera el siguiente gráfico.

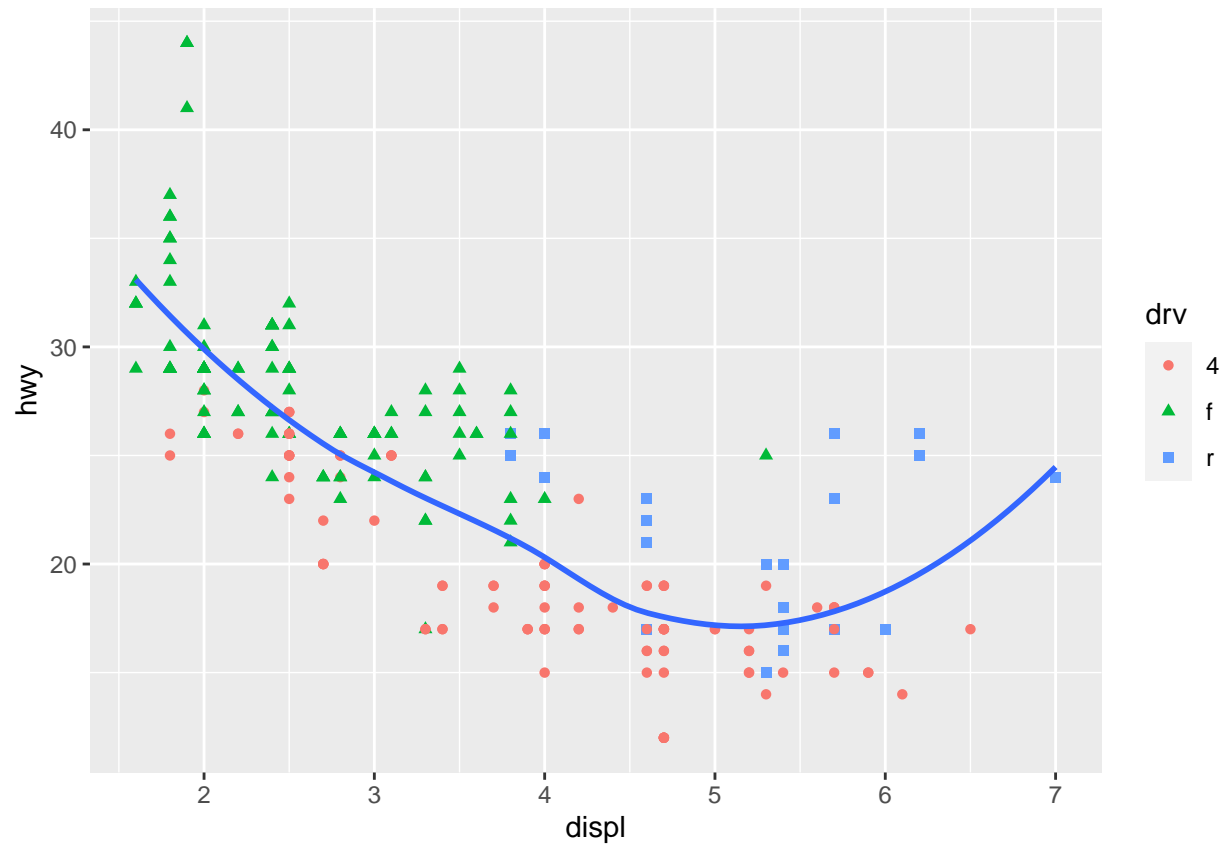


```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x=displ, y = hwy))+  
  geom_point(mapping = aes(color=drv,shape=drv)) +
```

```
geom_smooth(se=FALSE)
```

1.4.8.1 Solución

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



1.4.9 Cuestión 9.

Reproduce el código de R que te genera el siguiente gráfico.

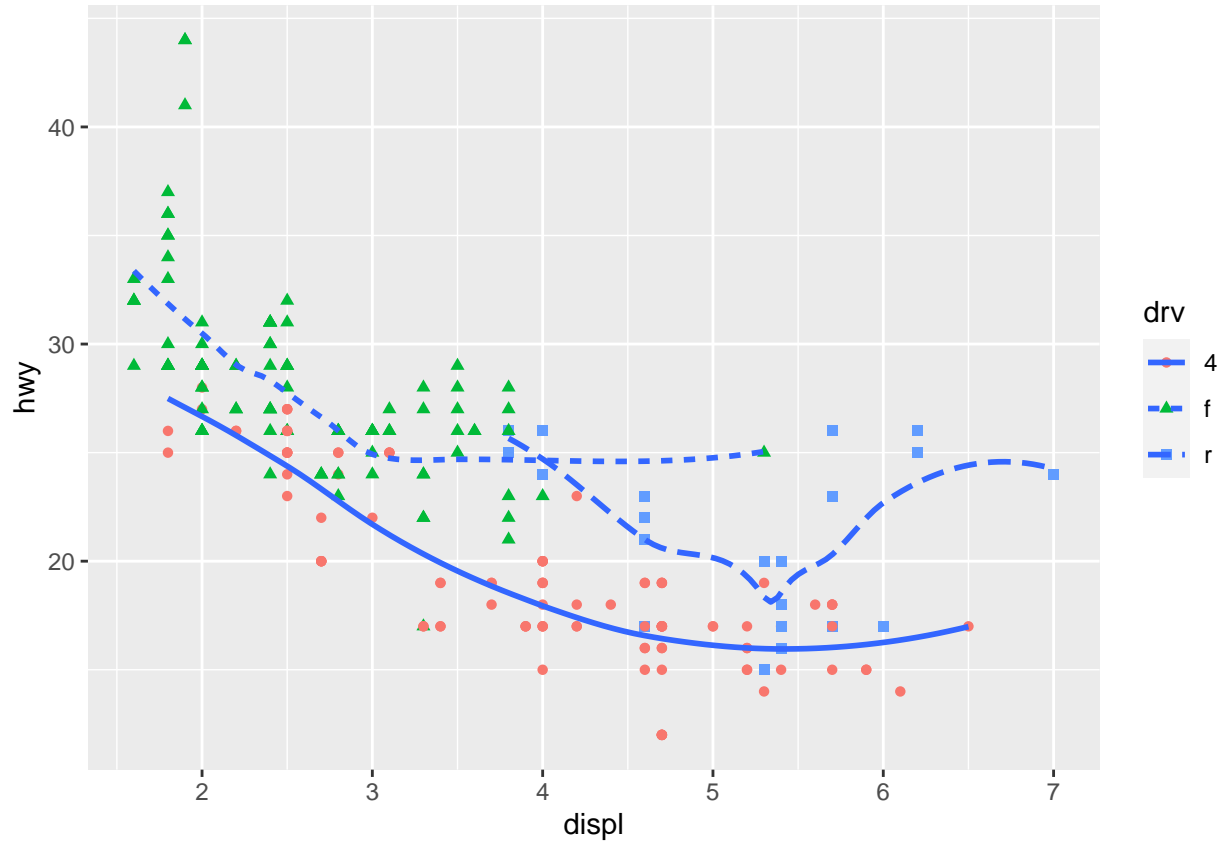


```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x=displ, y = hwy))+  
  geom_point(mapping = aes(color=drv,shape=drv)) +
```

```
geom_smooth(mapping = aes(linetype=drv),se=FALSE)
```

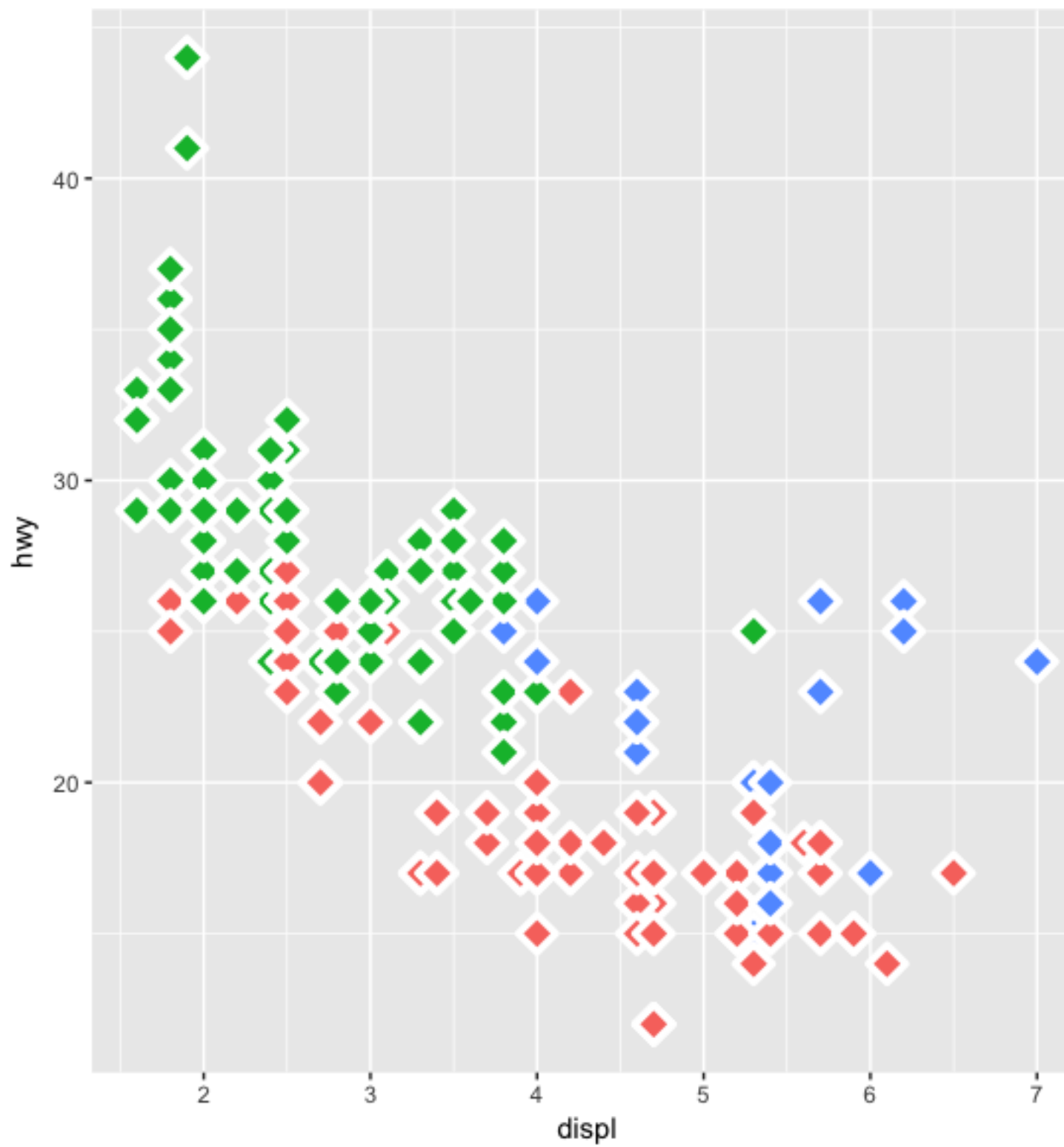
1.4.9.1 Solución

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



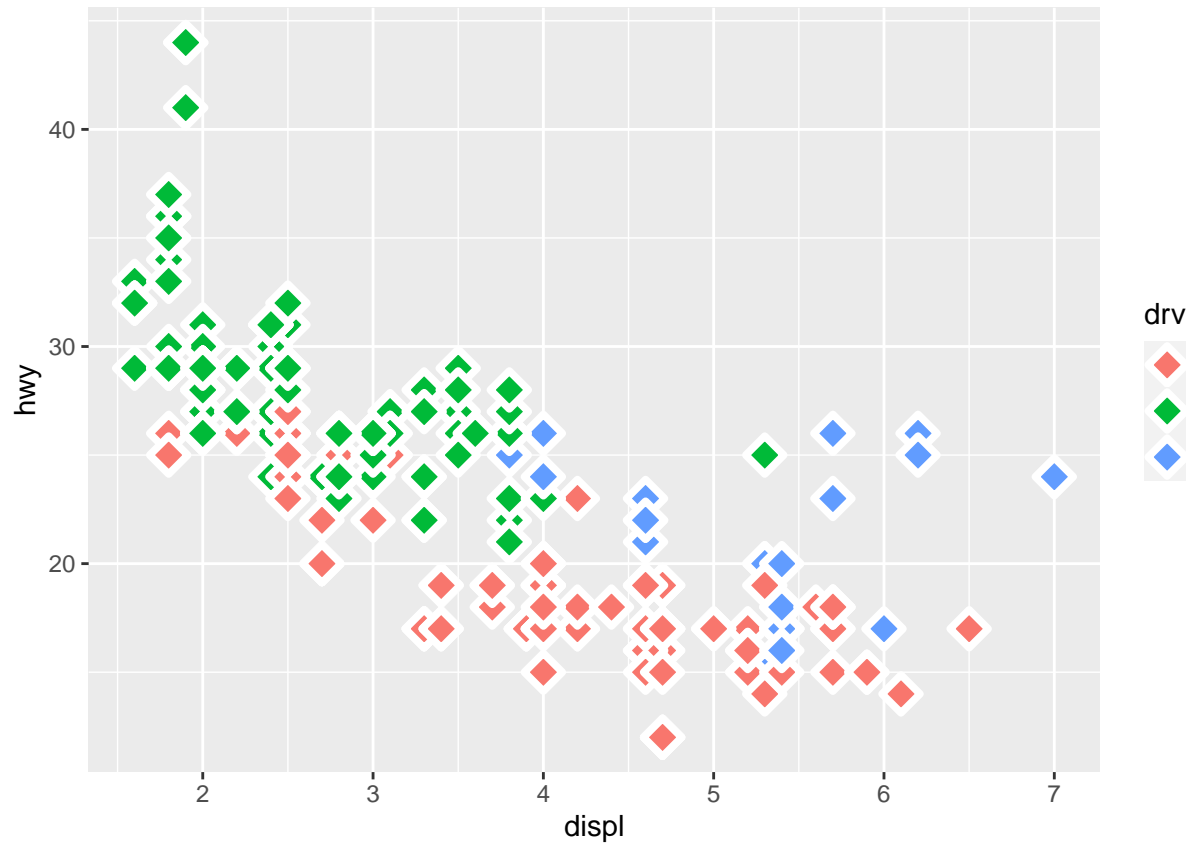
1.4.10 Cuestión 10.

Reproduce el código de R que te genera el siguiente gráfico. Investiga algunos parámetros adicionales que te harán falta de ggplot2 como stroke entre otros.



```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x=displ, y = hwy) ) +  
  geom_point(mapping = aes(fill = drv), size = 4,
```

```
shape = 23, col = "white", stroke = 2)
```



1.4.10.1 Solución

1.5 Tarea: Transformaciones estadísticas ggplot. Sección3: Lecciones 22 y 23

Vamos a usar las transformaciones estadísticas básicas aprendidas. Preguntas de esta tarea

1.5.1 Cuestión 1

¿Qué hace el parámetro `geom_col`? ¿En qué se diferencia de `geom_bar`?

1.5.1.1 Solución Según la documentación exacta:

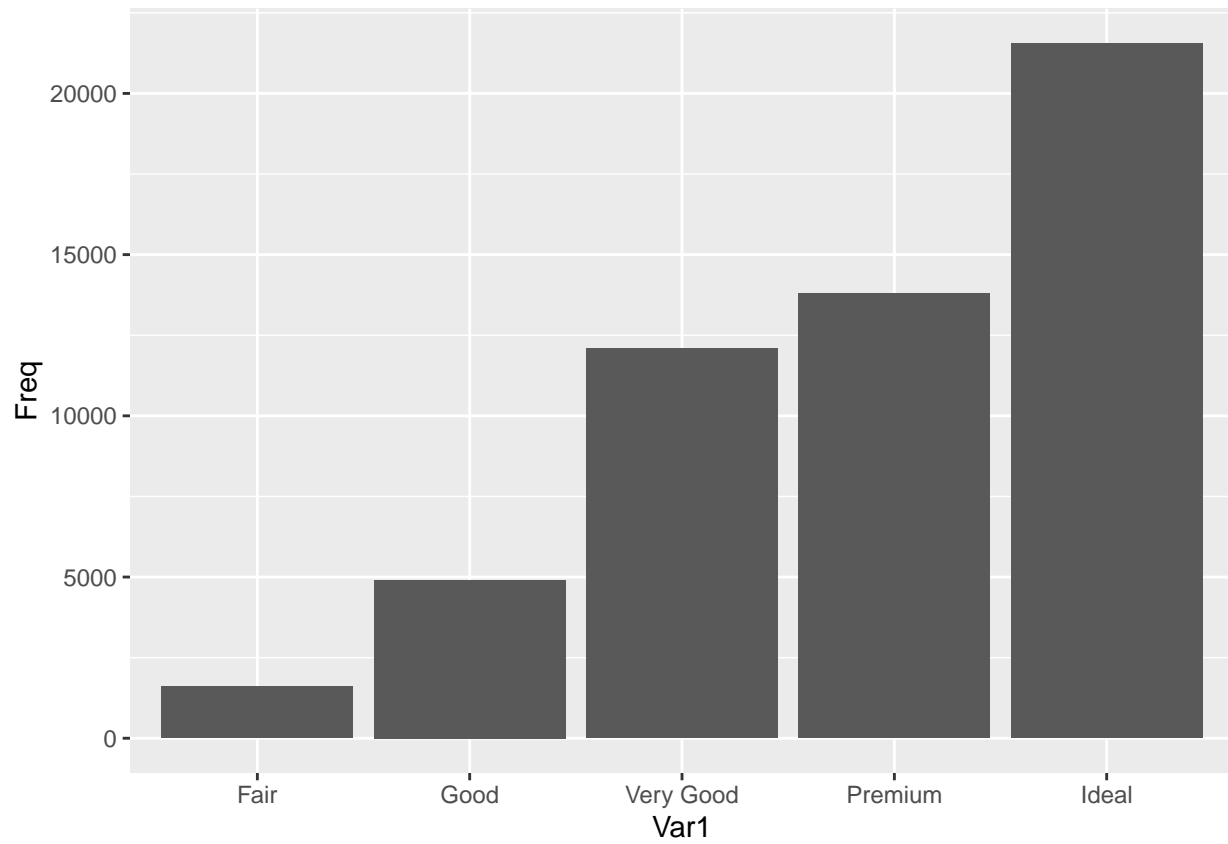
There are two types of bar charts: `geom_bar` makes the height of the bar proportional to the number of cases in each group (or if the weight aesthetic is supplied, the sum of the weights). If you want the heights of the bars to represent values in the data, use `geom_col` instead. `geom_bar` uses `stat_countby` default: it counts the number of cases at each x position. `geom_col` uses `stat_identity`: it leaves the data as is.

El siguiente ejemplo ilustra esta situación

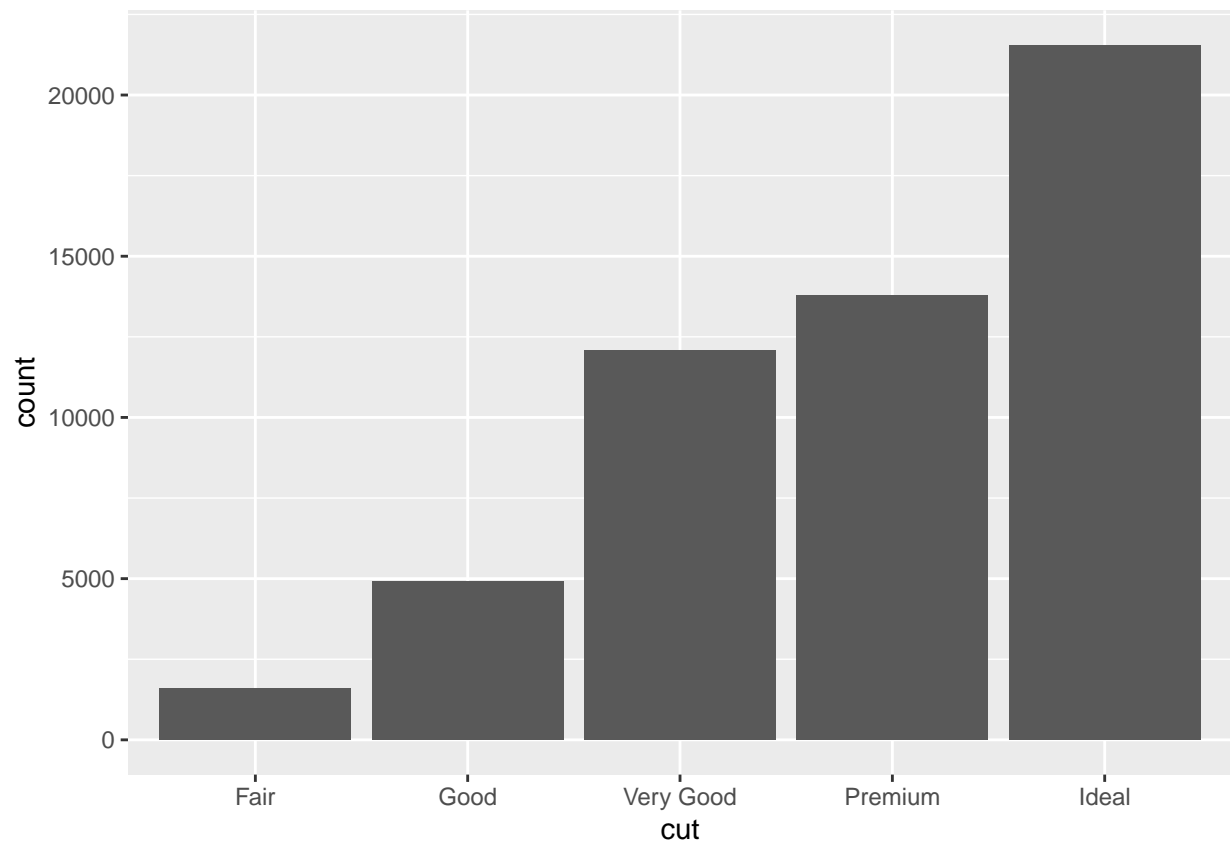
```
df=as.data.frame(table(diamonds$cut))
df
```

```
##      Var1  Freq
## 1     Fair 1610
## 2     Good 4906
## 3 Very Good 12082
## 4   Premium 13791
## 5     Ideal 21551
```

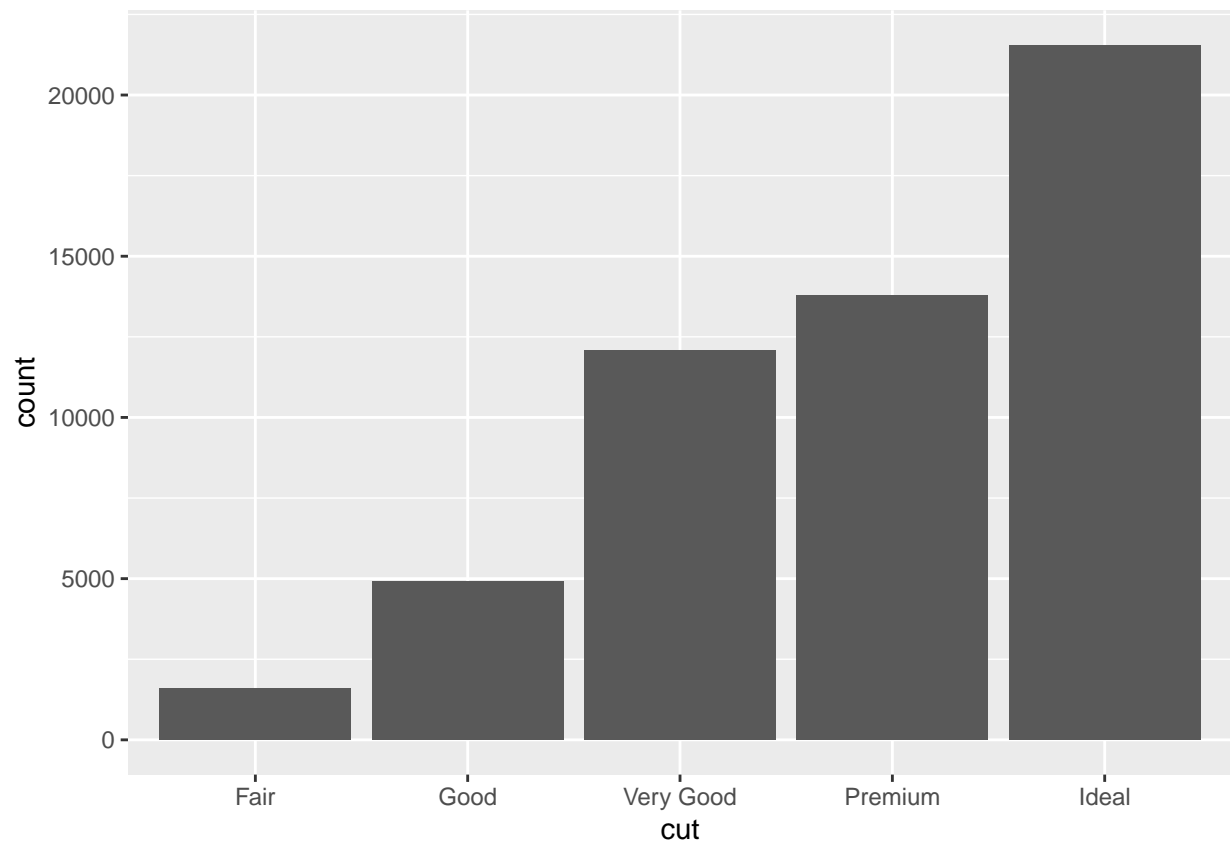
```
ggplot(data = df) +  
  geom_col(mapping = aes(x = Var1,y=Freq))
```



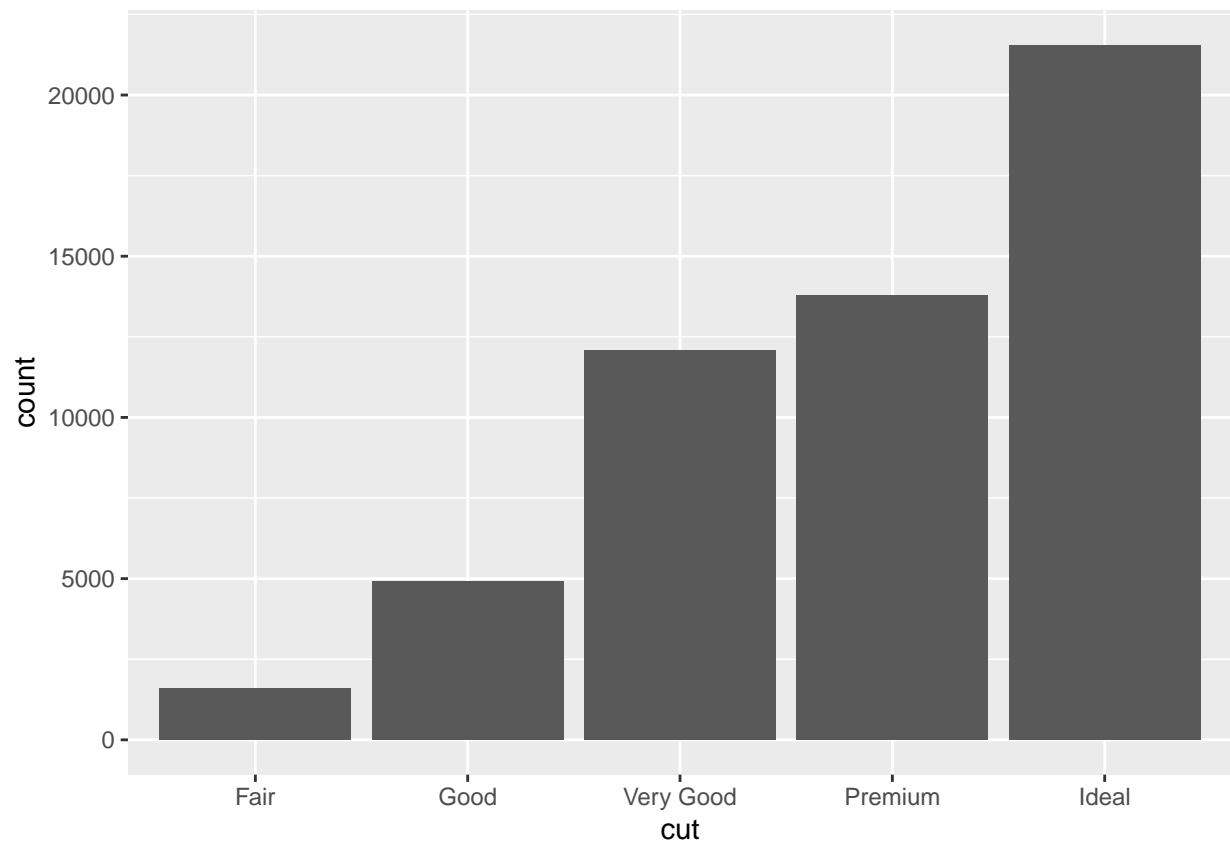
```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_bar(mapping = aes(x = cut,y=..count..))
```



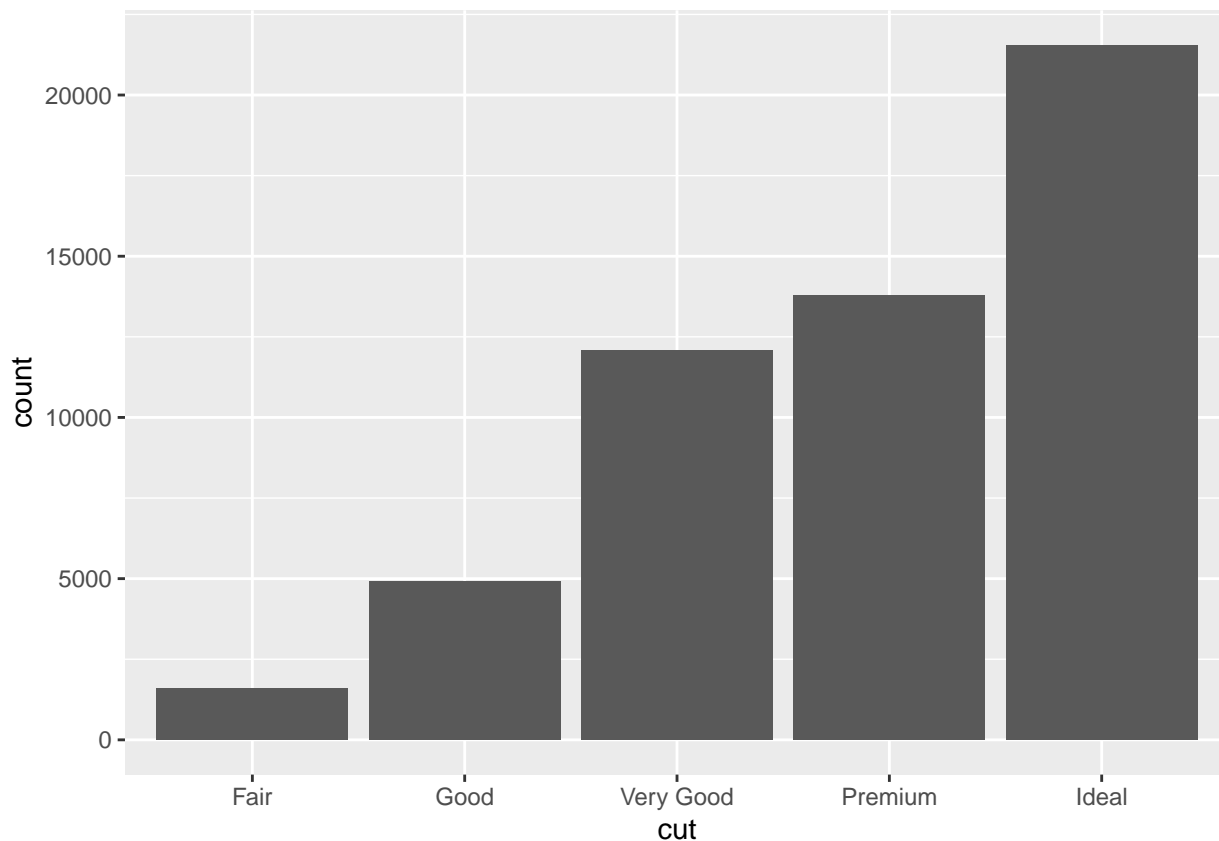
```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_bar(mapping = aes(x = cut), stat="count")
```



```
ggplot(data = diamonds, aes(x = cut)) +  
  stat_count()
```



```
ggplot(data = diamonds, aes(x = cut)) +  
  stat_count(geom="bar")
```



1.5.2 Cuestión 2.

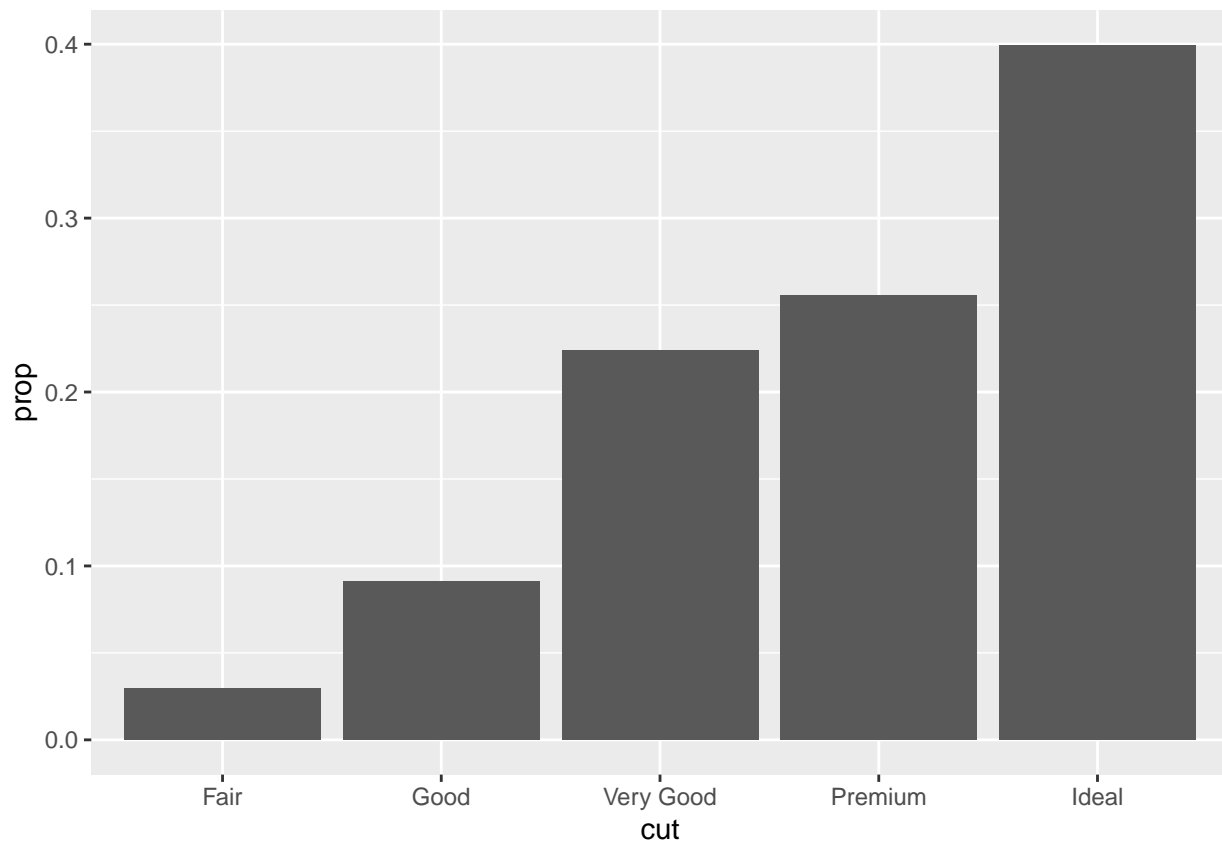
La gran mayoría de geometrías y de stats vienen por parejas que siempre se utilizan en conjunto. Por ejemplo `geom_bar` con `stat_count`. Haz una pasada por la documentación y la chuleta de `ggplot` y establece una relación entre esas parejas de funciones. ¿Qué tienen todas en común?

```
str(diamonds)
```

1.5.2.1 Solución

```
## tibble [53,940 x 10] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
## $ carat : num [1:53940] 0.23 0.21 0.23 0.29 0.31 0.24 0.24 0.26 0.22 0.23 ...
## $ cut   : Ord.factor w/ 5 levels "Fair"<"Good"<...: 5 4 2 4 2 3 3 3 1 3 ...
## $ color : Ord.factor w/ 7 levels "D"<"E"<"F"<"G"<...: 2 2 2 6 7 7 6 5 2 5 ...
## $ clarity: Ord.factor w/ 8 levels "I1"<"SI2"<"SI1"<...: 2 3 5 4 2 6 7 3 4 5 ...
## $ depth : num [1:53940] 61.5 59.8 56.9 62.4 63.3 62.8 62.3 61.9 65.1 59.4 ...
## $ table : num [1:53940] 55 61 65 58 58 57 57 55 61 61 ...
## $ price : int [1:53940] 326 326 327 334 335 336 336 337 337 338 ...
## $ x     : num [1:53940] 3.95 3.89 4.05 4.2 4.34 3.94 3.95 4.07 3.87 4 ...
## $ y     : num [1:53940] 3.98 3.84 4.07 4.23 4.35 3.96 3.98 4.11 3.78 4.05 ...
## $ z     : num [1:53940] 2.43 2.31 2.31 2.63 2.75 2.48 2.47 2.53 2.49 2.39 ...
```

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



1.5.3 Cuestión 3.

¿Qué variables calcula la función `stat_smooth`? ¿Qué parámetros controlan su comportamiento?

1.5.3.1 Solución Ver

1.5.4 Cuestión 4.

Cuando hemos pintado nuestro diagrama de barras con sus proporciones, necesitamos configurar el parámetro `group = 1`. ¿Por qué?

1.5.4.1 Solución Para que calcule las estadísticas agregados para cada niveles de x.

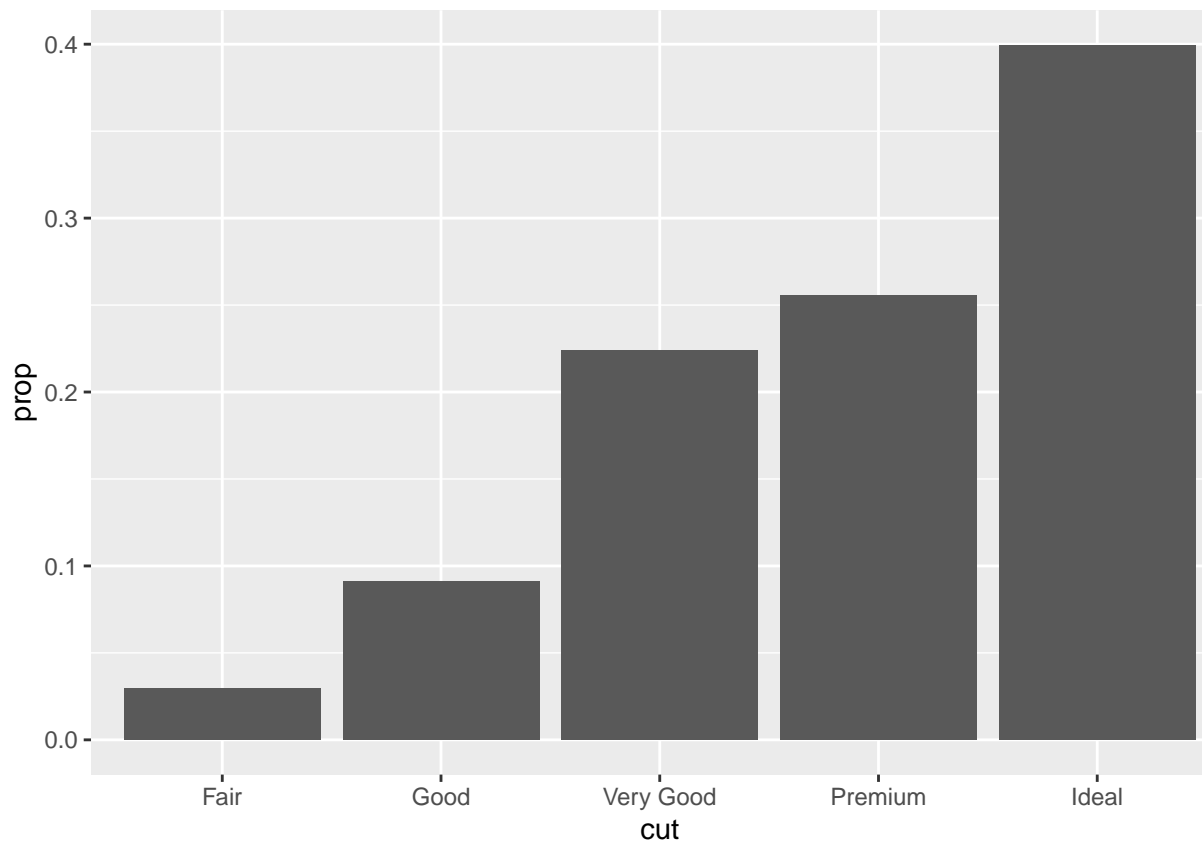
1.5.5 Cuestión 5.

¿Qué problema tienen los dos siguientes gráficos?

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

```
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = color, y = ..prop..))
```

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

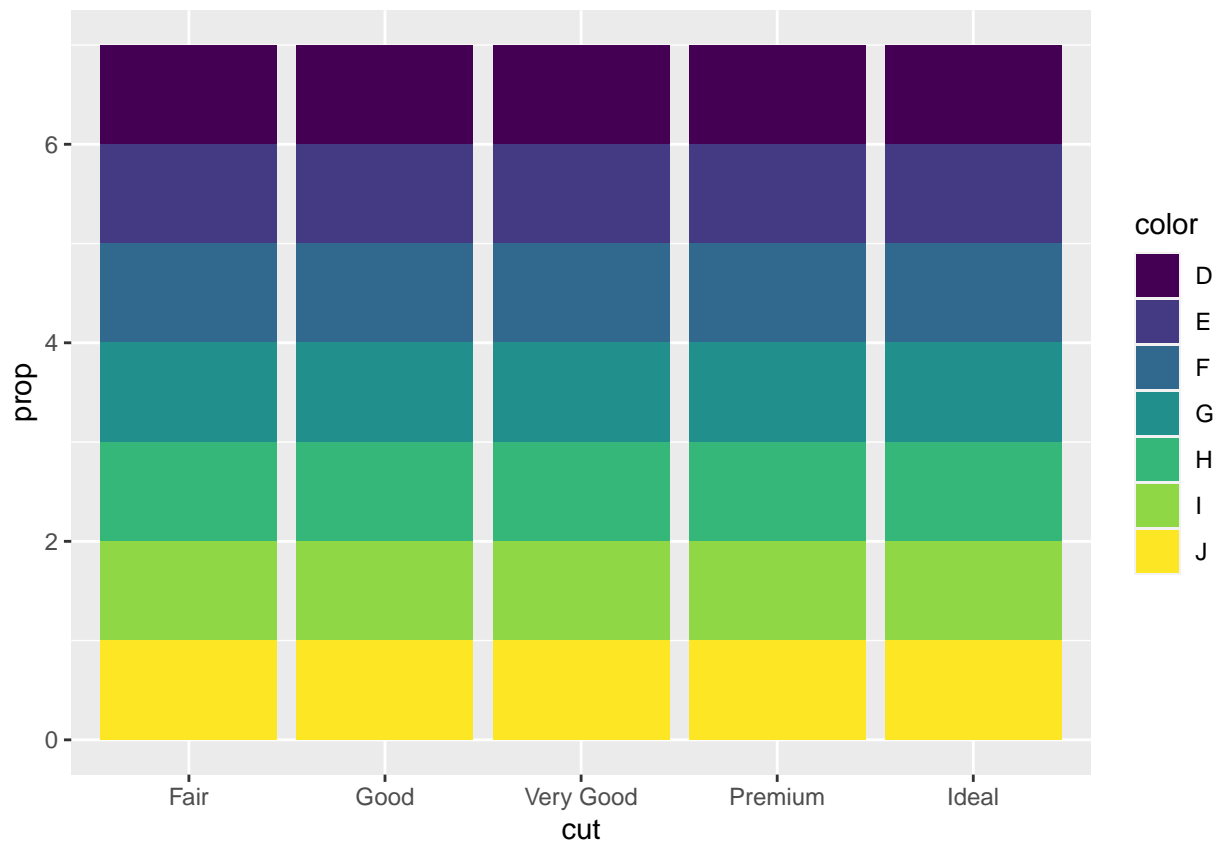



1.5.5.1 Solución

```
prop.table(table(diamonds$color,diamonds$cut),2)
```

```
##
##           Fair           Good  Very Good      Premium      Ideal
##  D 0.10124224 0.13493681 0.12522761 0.11623523 0.13150202
##  E 0.13913043 0.19017530 0.19864261 0.16945834 0.18110529
##  F 0.19378882 0.18528333 0.17910942 0.16902328 0.17753237
##  G 0.19503106 0.17753771 0.19028307 0.21202233 0.22662521
##  H 0.18819876 0.14309009 0.15096838 0.17112610 0.14454086
##  I 0.10869565 0.10640033 0.09965238 0.10354579 0.09711846
##  J 0.07391304 0.06257644 0.05611654 0.05858893 0.04157580
```

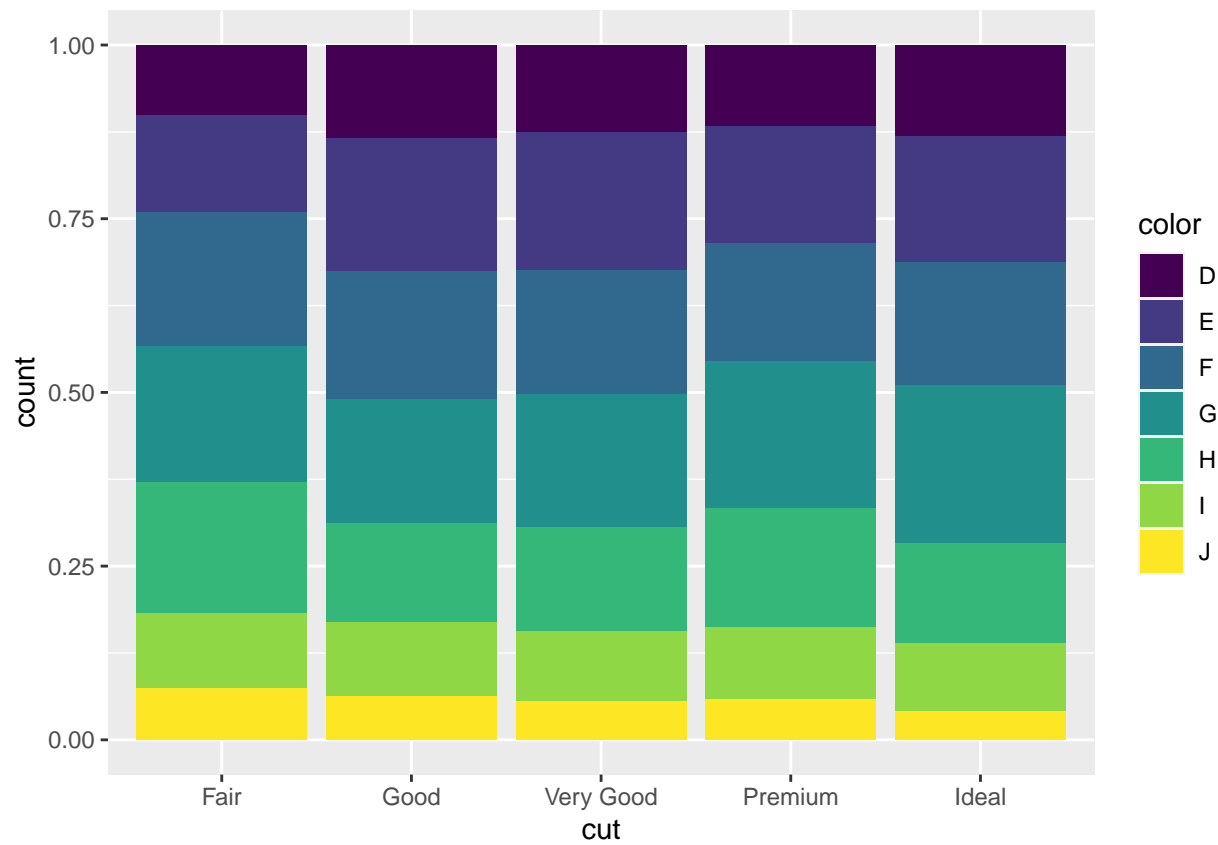
```
ggplot(data = diamonds,mapping = aes(x = cut, y = ..prop..,fill=color))+
  geom_bar(position="stack")
```



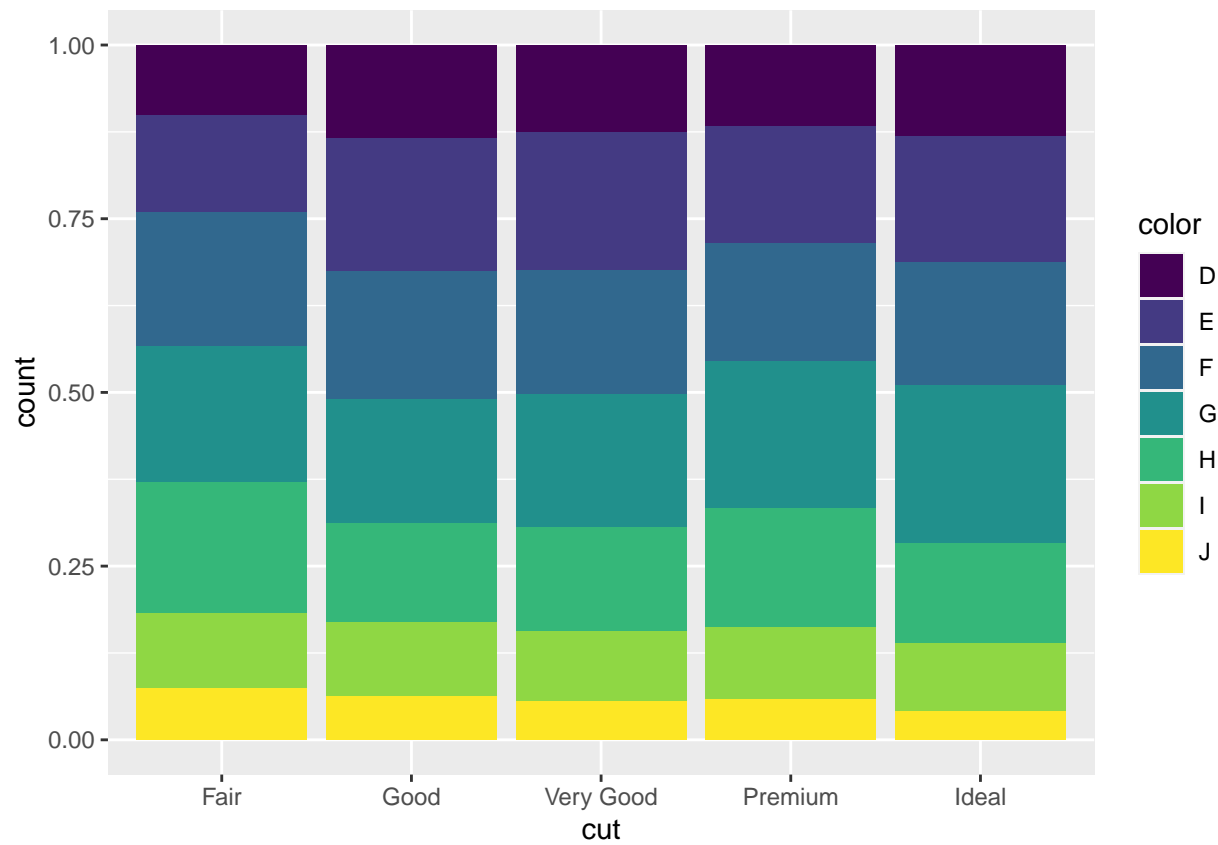
Este último `ggplot` parece erróneo ver final del documento.

Otras soluciones razonables, y alguna otra incomprensible:

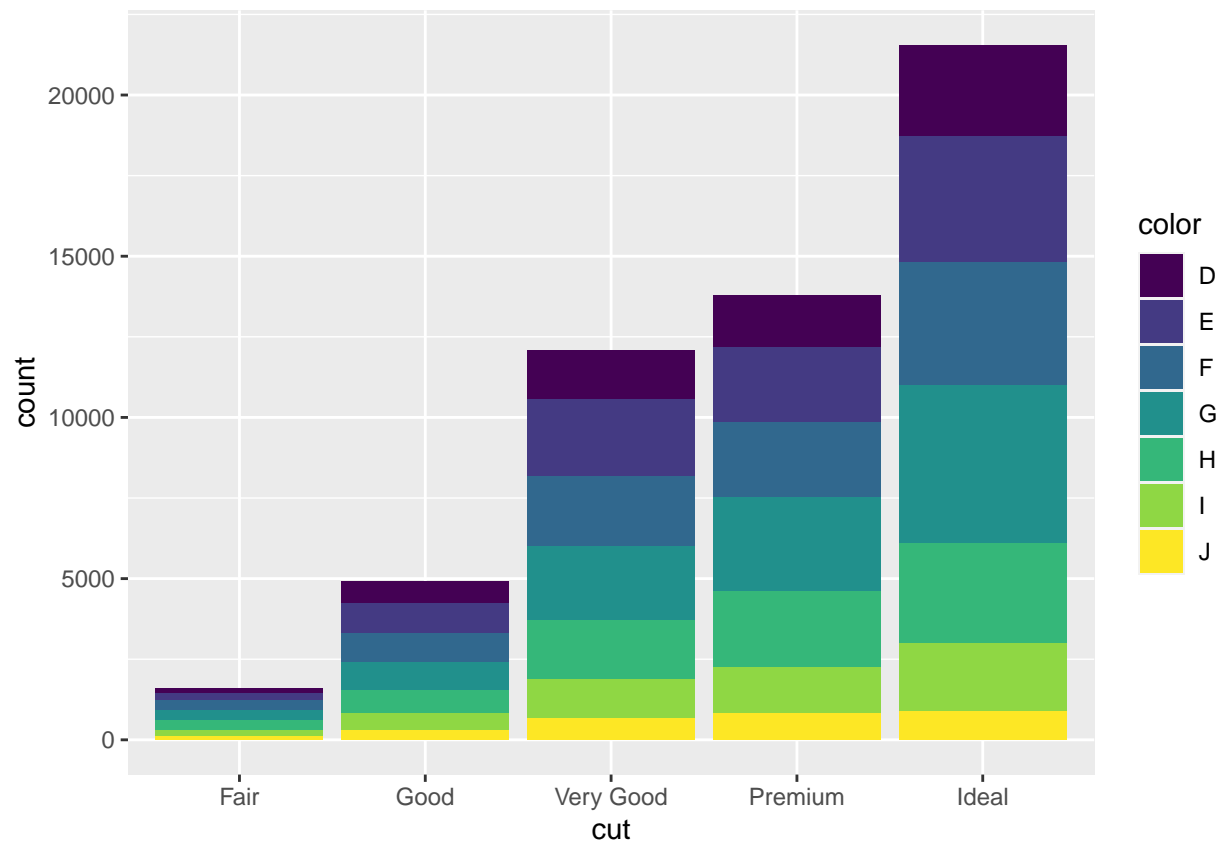
```
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = color), position = "fill")
```



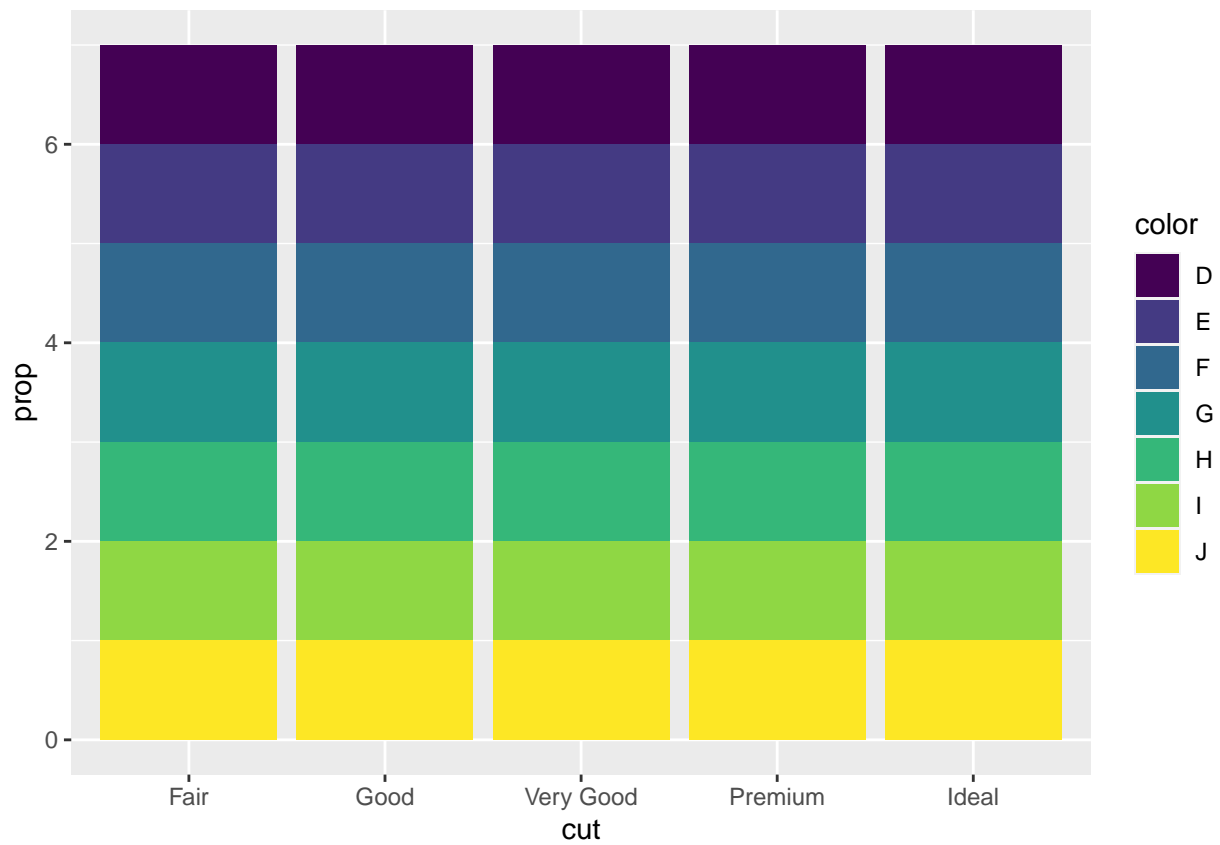
```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = color, y = ..count..), position = "fill")
```



```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = color, y = ..count..), position = "stack")
```



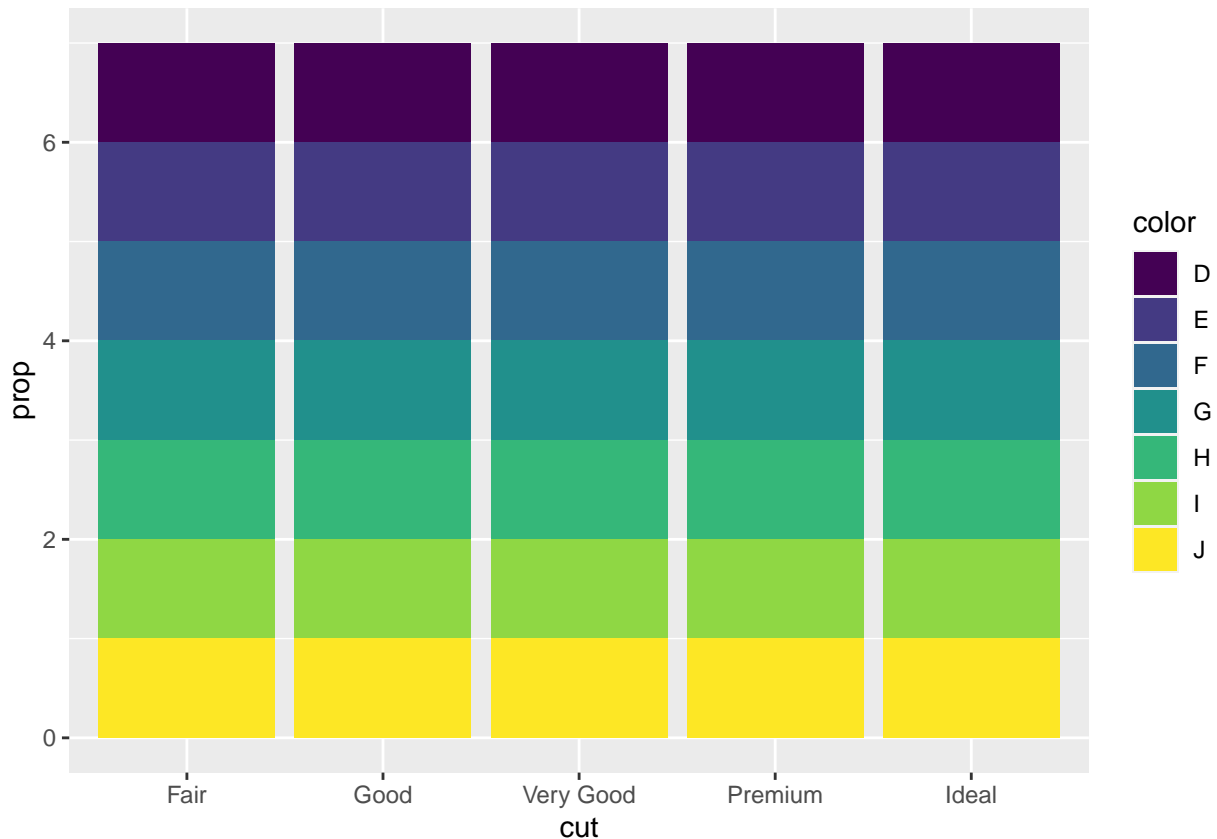
```
### Mal funcionamiento del ggplot2 ??? escribir
ggplot(data = diamonds) +
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = color, y = ..prop..), position = "stack")
```



Por último

Volvamos al gráfico

```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_bar(mapping = aes(x = cut, fill = color, y = ..prop..))
```



Lo que vemos es:

- Que el eje vertical pone prop mientras que sus valores van de 0 a 6.
- Que todas las cajas del fill parecen de la misma altura, nosotros queríamos que fueran la proporción de color en cada clase de cut.

Así que la *graph grammar* de ggplot2 no entiende lo que queremos con esta sintaxis.

1.6 Tarea: Ajustes avanzados ggplot2 .

1.6.1 Cuestión 1.

El siguiente gráfico que genera el código de R es correcto pero puede mejorarse. ¿Qué cosas añadirías para mejorarlo?

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

1.6.2 Cuestión 2.

Investiga la documentación de `geom_jitter()`. ¿Qué parámetros controlan la cantidad de ruido aleatorio (jitter)?

1.6.3 Cuestión 3.

Compara las funciones `geom_jitter` contra `geom_count` y busca semejanzas y diferencias entre ambas.

1.6.4 Cuestión 4.

¿Cual es el valor por defecto del parámetro position de un geom_boxplot? Usa el dataset de diamonds o de mpg para hacer una visualización que lo demuestre.

##3 Cuestión 5 Convierte un diagrama de barras apilado en un diagrama de sectores o de tarta usando la función coord_polar()

1.6.5 Cuestión 6.

¿Qué hace la función labs()? Lee la documentación y explícalo correctamente.

1.6.6 Cuestión 7.

¿En qué se diferencian las funciones coord_quickmap() y coord_map()?

1.6.7 Cuestión 8.

Investiga las coordenadas coord_fixed() e indica su función.

1.6.8 Cuestión 9.

Investiga la geometría de la función geom_abline(), geom_vline() y geom_hline() e indica su función respectivamente.

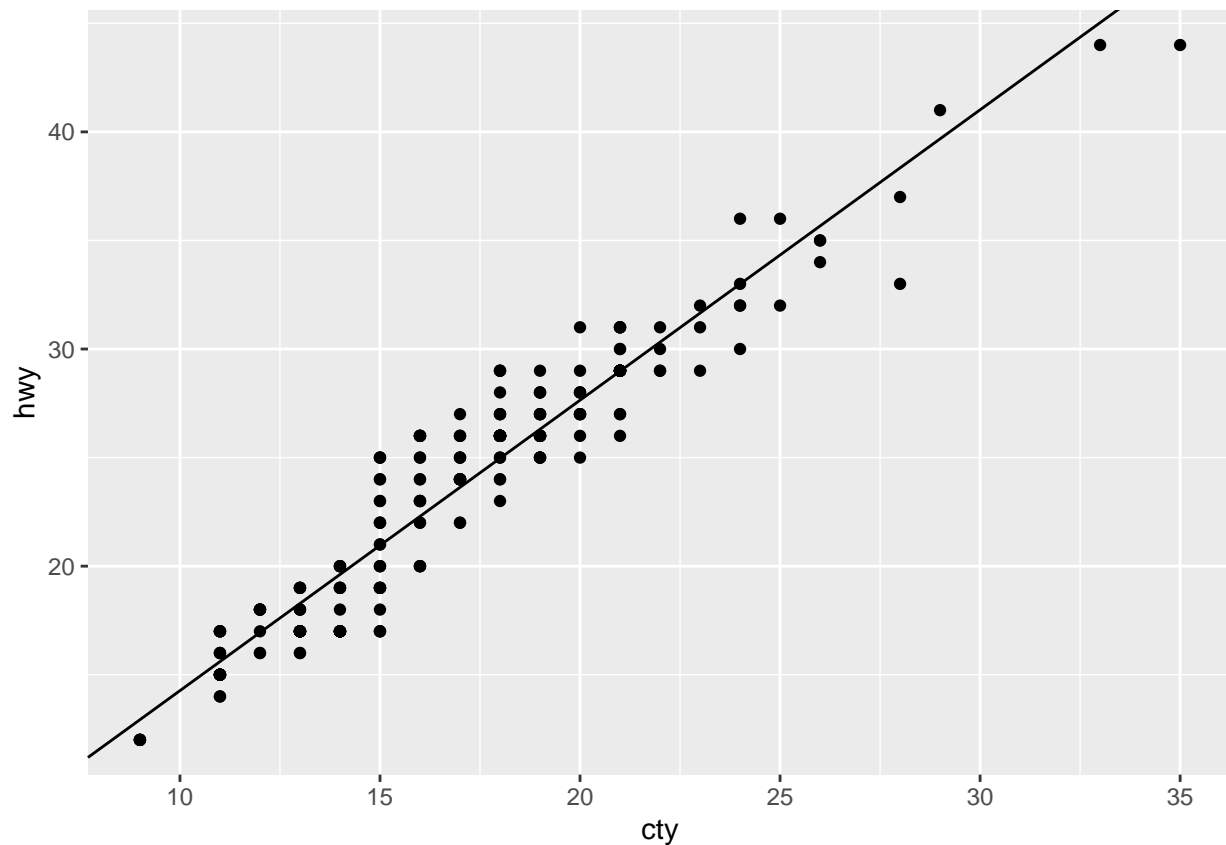
1.6.9 Cuestión 10.

¿Qué nos indica el gráfico siguiente acerca de la relación entre el consumo en ciudad y en autopista del dataset de mpg?

```
coef=lm(mpg$hwy~mpg$cty)$coefficients
coef
```

```
## (Intercept)      mpg$cty
##  0.8920411    1.3374556
```

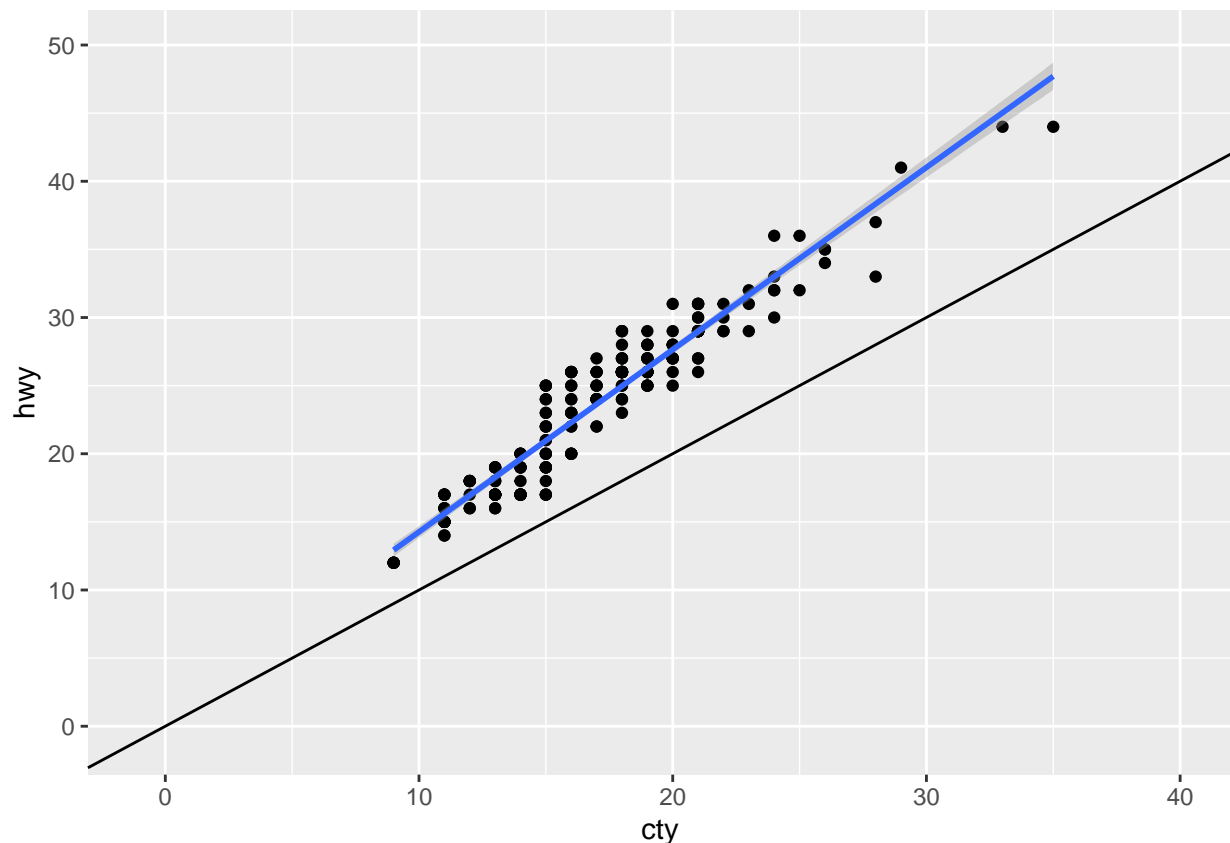
```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = cty, y = hwy )) +
  geom_point() +
  geom_abline(slope=coef[2], intercept=coef[1])
```

1.6.9.1 Solución Notemos que en la versión original del libro R4DS añadía `geom_abline()` sin parámetros, esto No es correcto como se ve en el siguiente código. Comentaremos en clase el código.

```
ggplot(data = mpg, mapping = aes(x = cty, y = hwy )) +
  geom_point() +
  geom_smooth(method="lm")+
  coord_fixed()+
  coord_cartesian(xlim=c(-1,40),ylim=c(-1,50))+
  geom_abline()
```

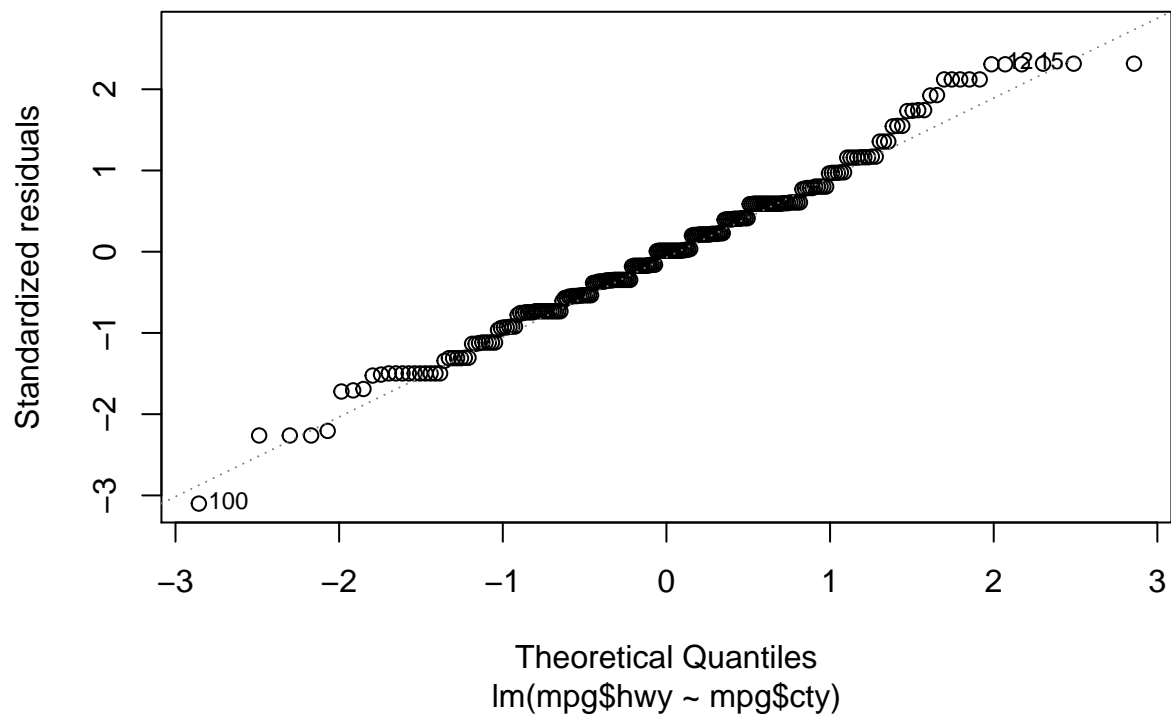
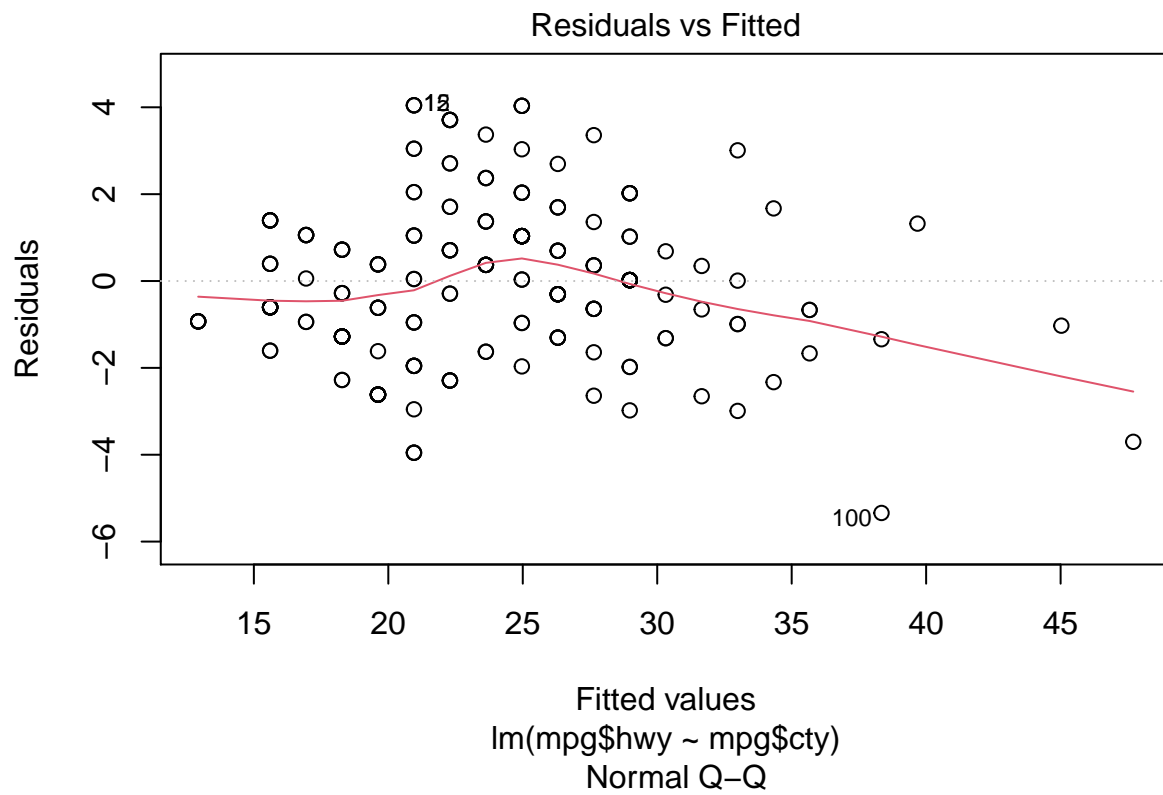
```
## Coordinate system already present. Adding new coordinate system, which will replace the existing one
## `geom_smooth()` using formula 'y ~ x'
```

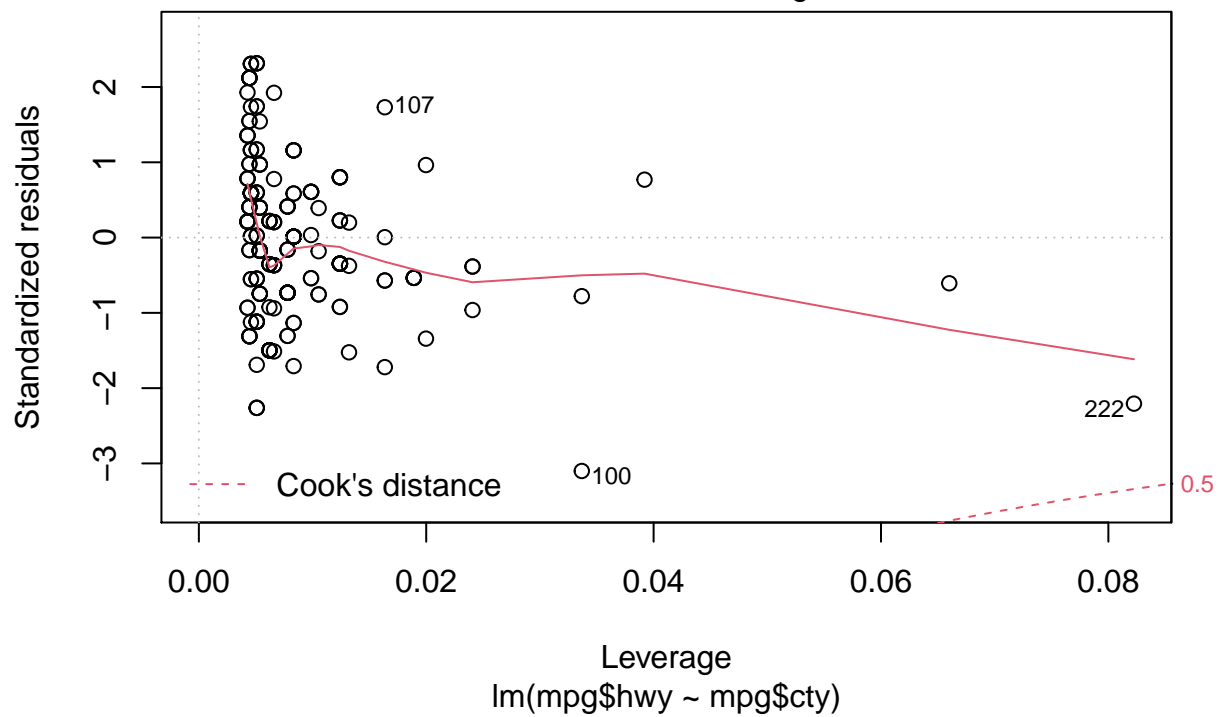
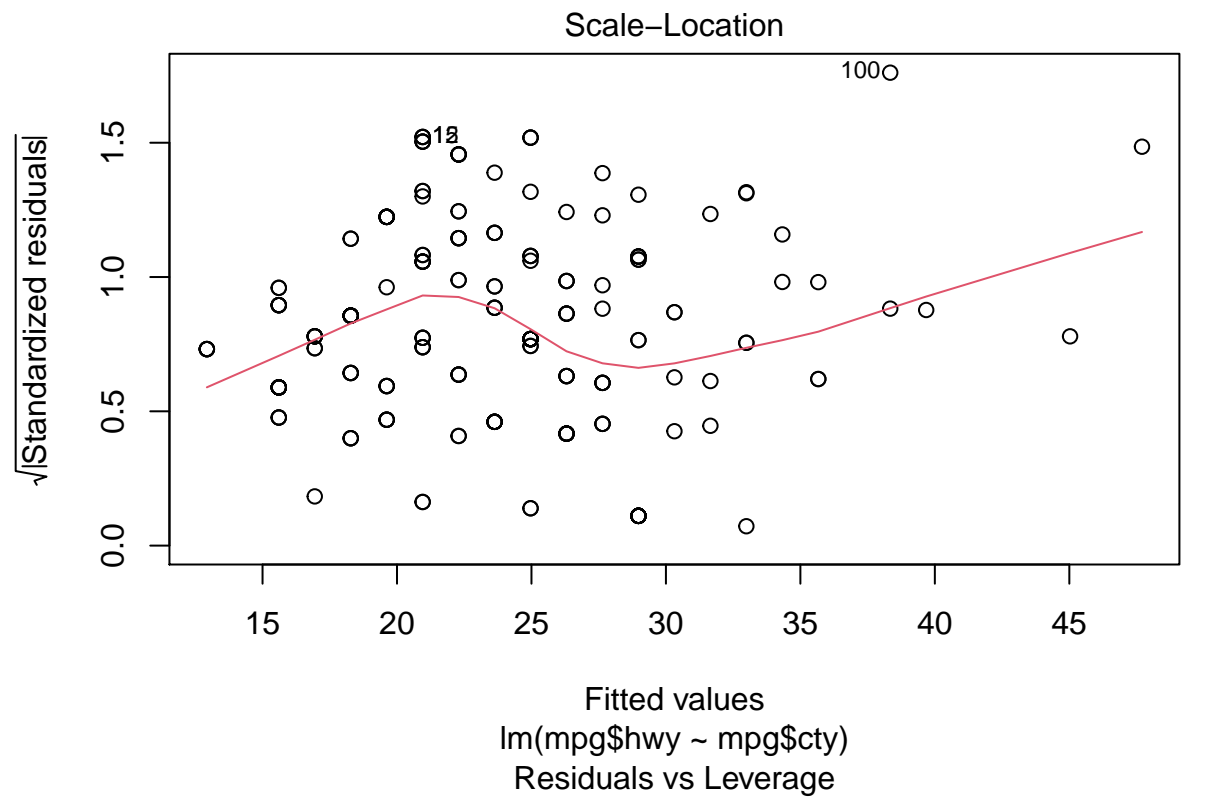


Para evaluar este modelo utilizad el manual Practical Regression and Anova using R de de [Julian [Julian J. Faraway] (<http://www.maths.bath.ac.uk/~jjf23/>) .

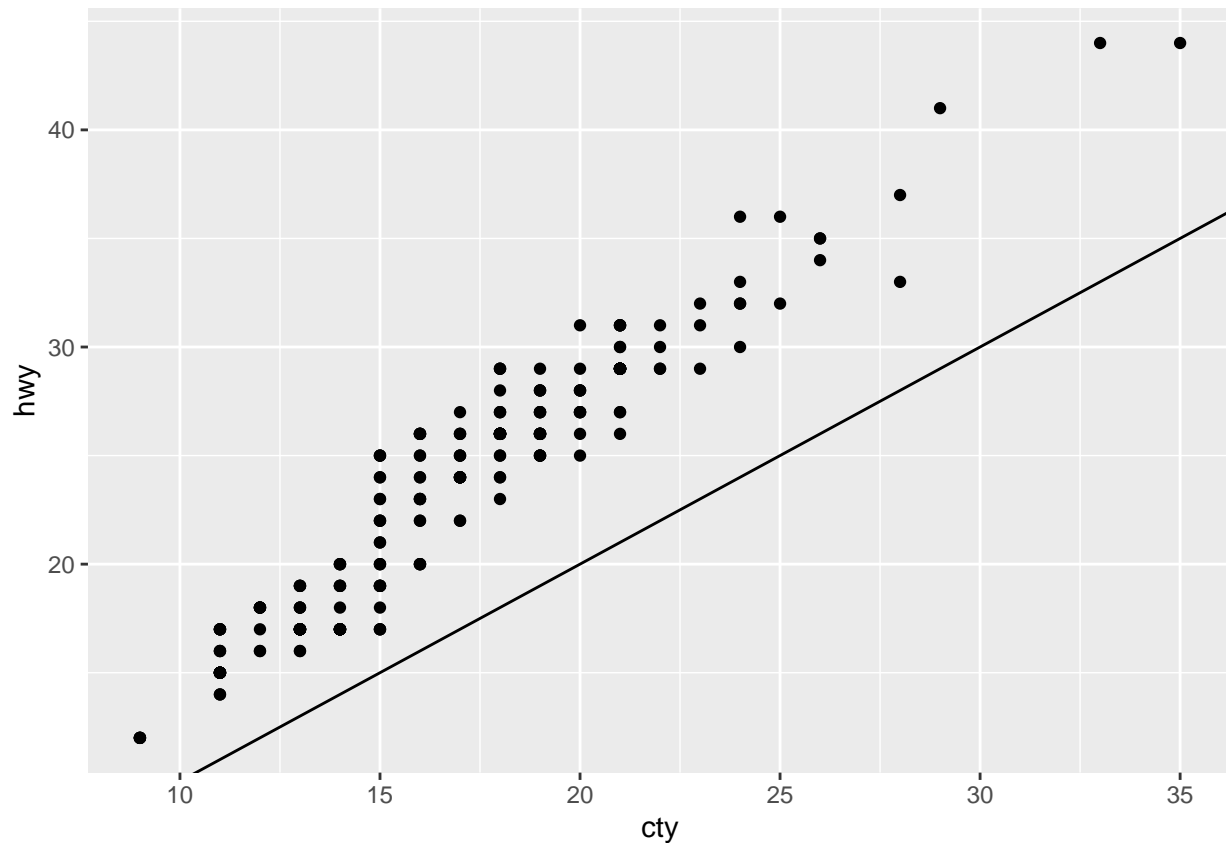
```
lm_model=lm(mpg$hwy~mpg$cty)
summary(lm_model)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = mpg$hwy ~ mpg$cty)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -5.3408 -1.2790  0.0214  1.0338  4.0461
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   0.89204    0.46895   1.902  0.0584 .
## mpg$cty       1.33746    0.02697  49.585 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.752 on 232 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9138, Adjusted R-squared:  0.9134
## F-statistic: 2459 on 1 and 232 DF, p-value: < 2.2e-16
plot(lm_model)
```





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



1.7 Filtrando datos con dplyr.

Preguntas de esta tarea. El objetivo es que des las instrucciones precisas de `dplyr` que nos dan los vuelos con las condiciones que se indiquen en cada ejercicio.

1.7.1 Cuestión 1.

Encuentra todos los vuelos que llegaron más de una hora tarde de lo previsto.

```
library(nycflights13)
filter(flights, arr_delay>60)
```

1.7.1.1 Solución

```
## # A tibble: 27,789 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     811             630          101    1047             830
## 2  2013     1     1     848             1835         853    1001             1950
## 3  2013     1     1     957             733          144    1056             853
## 4  2013     1     1    1114             900          134    1447             1222
## 5  2013     1     1    1120             944           96    1331             1213
## 6  2013     1     1    1255             1200           55    1451             1330
## 7  2013     1     1    1301             1150           71    1518             1345
## 8  2013     1     1    1337             1220           77    1649             1531
## 9  2013     1     1    1342             1320           22    1617             1504
## 10 2013     1     1    1400             1250           70    1645             1502
```

```
## # ... with 27,779 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 <dtm>
```

1.7.2 Cuestión 2.

Encuentra todos los vuelos que volaron hacia San Francisco (aeropuertos SFO y OAK)

```
filter(flights, dest == "SFO" | dest == "OAK")
```

1.7.2.1 Solución

```
## # A tibble: 13,643 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     558             600          -2     923             937
## 2  2013     1     1     611             600          11     945             931
## 3  2013     1     1     655             700          -5    1037            1045
## 4  2013     1     1     729             730          -1    1049            1115
## 5  2013     1     1     734             737          -3    1047            1113
## 6  2013     1     1     745             745           0    1135            1125
## 7  2013     1     1     746             746           0    1119            1129
## 8  2013     1     1     803             800           3    1132            1144
## 9  2013     1     1     826             817           9    1145            1158
## 10 2013     1     1    1029            1030          -1    1427            1355
## # ... with 13,633 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 <dtm>
```

1.7.3 Cuestión 3.

Encuentra todos los vuelos operados por United American (UA) o por American Airlines (AA)

```
filter(flights, carrier == "UA" | carrier == "AA")
```

1.7.3.1 Solución

```
## # A tibble: 91,394 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     554             558          -4     740             728
## 5  2013     1     1     558             600          -2     753             745
## 6  2013     1     1     558             600          -2     924             917
## 7  2013     1     1     558             600          -2     923             937
## 8  2013     1     1     559             600          -1     941             910
## 9  2013     1     1     559             600          -1     854             902
## 10 2013     1     1     606             610          -4     858             910
## # ... with 91,384 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 <dtm>
```

1.7.4 Cuestión 8.4.

Encuentra todos los vuelos que salieron los meses de primavera (Abril, Mayo y Junio)

```
filter(flights, month %in% c(4,5,6))
```

1.7.4.1 Solución

```
## # A tibble: 85,369 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     4     1     454             500          -6     636           640
## 2  2013     4     1     509             515          -6     743           814
## 3  2013     4     1     526             530          -4     812           827
## 4  2013     4     1     534             540          -6     833           850
## 5  2013     4     1     542             545           -3     914           920
## 6  2013     4     1     543             545           -2     921           927
## 7  2013     4     1     551             600          -9     748           659
## 8  2013     4     1     552             600          -8     641           701
## 9  2013     4     1     553             600          -7     725           735
##10  2013     4     1     554             600          -6     752           805
## # ... with 85,359 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 <dtm>
```

1.7.5 Cuestión 5.

Encuentra todos los vuelos que llegaron más de una hora tarde pero salieron con menos de una hora de retraso.

```
filter(flights, arr_delay > 60, dep_delay <= 60)
```

1.7.5.1 Solución

```
## # A tibble: 5,124 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    1255             1200         55    1451          1330
## 2  2013     1     1    1342             1320         22    1617          1504
## 3  2013     1     1    1402             1323         39    1650          1526
## 4  2013     1     1    1411             1315         56    1717          1611
## 5  2013     1     1    1424             1349         35    1701          1556
## 6  2013     1     1    1428             1329         59    1803          1640
## 7  2013     1     1    1558             1534         24    1808          1703
## 8  2013     1     1    1604             1510         54    1817          1710
## 9  2013     1     1    1608             1535         33    2002          1850
##10  2013     1     1    1630             1548         42    1902          1755
## # ... with 5,114 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 <dtm>
```

1.7.6 Cuestión 6.

Encuentra todos los vuelos que salieron con más de una hora de retraso pero consiguieron llegar con menos de 30 minutos de retraso (el avión aceleró en el aire)

```
filter(flights, arr_delay > 60, dep_delay <= 30)
```

1.7.6.1 Solución

```
## # A tibble: 1,986 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    1342           1320          22    1617           1504
## 2  2013     1     1    1558           1534          24    1808           1703
## 3  2013     1     1    1751           1745           6    2015           1910
## 4  2013     1     1    2000           1930          30    2255           2140
## 5  2013     1     2     841            845         -4    1134           1024
## 6  2013     1     2     928            905          23    1331           1229
## 7  2013     1     2    1558           1600          -2    1923           1820
## 8  2013     1     6     654            655          -1    1025            921
## 9  2013     1     6     906            904           2    1313           1210
## 10 2013     1     6    1932           1910          22    2318           2204
## # ... with 1,976 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 <dtm>
```

1.7.7 Cuestión 7

Encuentra todos los vuelos que salen entre medianoche y las 7 de la mañana (vuelos nocturnos).

```
filter(flights, hour >= 0, hour < 7)
```

1.7.7.1 Solución

```
## # A tibble: 27,905 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 27,895 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 <dtm>
```

1.7.8 Cuestión 8.

Investiga el uso de la función `between()` de `dplyr`. ¿Qué hace? Puedes usarlo para resolver la sintaxis necesaria para responder alguna de las preguntas anteriores?

```
filter(flights, between(hour,0,6))
```


1.7.8.1 Solución

```
## # A tibble: 27,905 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 27,895 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 <dtm>
```

1.7.9 Cuestión 9.

¿Cuántos vuelos tienen un valor desconocido de dep_time?

```
filter(flights, is.na(dep_time))
```

1.7.9.1 Solución

```
## # 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 <dtm>
```

Podrían haber (en este dataset no) NULLs u otros desconocidos dependiendo cómo se han codificado estos valores.

1.7.10 Cuestión 10.

¿Qué variables del dataset contienen valores desconocidos? ¿Qué representan esas filas donde faltan los datos?

1.7.10.1 Solución Todo lo que sigue son suposiciones, siempre hay que comprobar el motivo de tener datos raros. Los campos desconocidos son fechas de salida/llegada así como retraso de salida/llegada. Puede que se trate de vuelos cancelados, sobretudo por las cifras que manejamos (unos 8000 vuelos anuales).

1.7.11 Cuestión 11.

Ahora vas a sorprenderte con la magia oscura... Contesta que dan las siguientes condiciones booleanas

```
NA^0
NA|TRUE
FALSE&NA
```

Intenta establecer la regla general para saber cuando es o no es NA (cuidado con NA*0)

1.7.11.1 Solución NA no es un número es NA... AH pero es un `logical`, no sé el motivo de que de 1 cuando hacemos NA^0 resultado. Las demás instrucciones sí son bastante “lógicas” un OR con un TRUE es siempre TRUE independientemente de que se desconozca la otra entrada del OR, es similar el comportamiento con FALSE

```
class(NA)

## [1] "logical"

str(NA)

## logi NA

mode(NA)

## [1] "logical"

typeof(NA)

## [1] "logical"
```

Cuidado!!!! cosas que pasan con los lenguajes que no controlan los tipos de datos.

```
0^0

## [1] 1

FALSE^0

## [1] 1

TRUE^0

## [1] 1

NA^0

## [1] 1

NA^1

## [1] NA
```

1.8 Tarea Ordenación y selección de datos con dplyr.

Repasa las funciones `arrange` y `select` de `dplyr` para comprobar que has entendido como funcionan. Preguntas de esta tarea

1.8.1 Cuestión 1.

Piensa cómo podrías usar la función `arrange()` para colocar todos los valores NA al inicio. Pista: puedes usar la función `is.na()` en lugar de la función `desc()` como argumento de `arrange`.

```
arrange(flights,!is.na(dep_time))
```

1.8.1.1 Solución

```
## # 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     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 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 <dtm>
```

1.8.2 Cuestión 2.

Ordena los vuelos de `flights` para encontrar los vuelos más retrasados en la salida. ¿Qué vuelos fueron los que salieron los primeros antes de lo previsto?

```
# El vuelo con mayor retraso fue
arrange(flights, desc(dep_delay))[1:2,] #muestro los dos primero podría haber empates
```

1.8.2.1 Solución

```
## # A tibble: 2 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
## # ... 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 <dtm>
```

```
# El vuelo con menor retraso fue
arrange(flights, dep_delay)[1:2,]
```

```
## # A tibble: 2 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
## # ... 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 <dtm>
```

1.8.3 Cuestión 3.

Ordena los vuelos de `flights` para encontrar los vuelos más rápidos. Usa el concepto de rapidez que consideres.

1.8.3.1 Solución Por ejemplo distancia/tiempo volando

```
arrange(flights, desc(distance/air_time))
```

```
## # 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     5    25    1709           1700           9    1923           1937
## 2  2013     7     2    1558           1513          45    1745           1719
## 3  2013     5    13    2040           2025          15    2225           2226
## 4  2013     3    23    1914           1910           4    2045           2043
## 5  2013     1    12    1559           1600          -1    1849           1917
## 6  2013    11    17     650            655          -5    1059           1150
## 7  2013     2    21    2355           2358          -3     412            438
## 8  2013    11    17     759            800          -1    1212           1255
## 9  2013    11    16    2003           1925          38      17             36
## 10 2013    11    16    2349           2359         -10     402            440
## # ... 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 <dtm>
```

1.8.4 Cuestión 4.

¿Qué vuelos tienen los trayectos más largos? Busca en Wikipedia qué dos aeropuertos del dataset alojan los vuelos más largos.

1.8.4.1 Solución Wikipedia: Longest flights

Vuelos entre el JFK de Nueva York y el HNL, aeropuerto internacional de Honolulu en Hawaii (claro que todos los vuelos parece ser de territorio de EEUU)

1.8.5 Cuestión 5.

¿Qué vuelos tienen los trayectos más cortos? Busca en Wikipedia qué dos aeropuertos del dataset alojan los vuelos más largos.

1.8.5.1 Solución Vuelos entre el EWR, Aeropuerto Internacional Libertad de Newark y LGA, Aeropuerto de La Guardia, ambos situados en el estado de Nueva York.

1.8.6 Cuestión 6.

Dale al coco para pensar cuantas más maneras posibles de seleccionar los campos `dep_time`, `dep_delay`, `arr_time` y `arr_delay` del dataset de `flights`.

1.8.6.1 Solución Puedes hacerlo directamente o bien usando las diferentes funciones que hemos visto en la sección. Algunos ejemplos son:

```
select(flights, dep_time, dep_delay, arr_time, arr_delay)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 4
##   dep_time dep_delay arr_time arr_delay
##   <int>     <dbl>   <int>     <dbl>
```

```
## 1      517      2      830      11
## 2      533      4      850      20
## 3      542      2      923      33
## 4      544     -1     1004     -18
## 5      554     -6      812     -25
## 6      554     -4      740      12
## 7      555     -5      913      19
## 8      557     -3      709     -14
## 9      557     -3      838      -8
## 10     558     -2      753       8
## # ... with 336,766 more rows
```

```
select(flights, starts_with("dep"), starts_with("arr"))
```

```
## # A tibble: 336,776 x 4
##   dep_time dep_delay arr_time arr_delay
##   <int>     <dbl>   <int>     <dbl>
## 1      517         2      830         11
## 2      533         4      850         20
## 3      542         2      923         33
## 4      544        -1     1004        -18
## 5      554        -6      812        -25
## 6      554        -4      740          12
## 7      555        -5      913          19
## 8      557        -3      709         -14
## 9      557        -3      838          -8
## 10     558        -2      753           8
## # ... with 336,766 more rows
```

```
select(flights, ends_with("time"), ends_with("delay") -starts_with("sched"), -starts_with("air") )
```

```
## # A tibble: 336,776 x 5
##   dep_time sched_dep_time arr_time sched_arr_time year
##   <int>         <int>   <int>         <int> <int>
## 1      517         515      830           819 2013
## 2      533         529      850           830 2013
## 3      542         540      923           850 2013
## 4      544         545     1004          1022 2013
## 5      554         600      812           837 2013
## 6      554         558      740           728 2013
## 7      555         600      913           854 2013
## 8      557         600      709           723 2013
## 9      557         600      838           846 2013
## 10     558         600      753           745 2013
## # ... with 336,766 more rows
```

1.8.7 Cuestión 7.

¿Qué ocurre si pones el nombre de una misma variable varias veces en una `select()`?

1.8.7.1 Solución Solo sale una vez

```
select(flights, distance, distance, distance)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 1
##   distance
```

```
##      <dbl>
## 1      1400
## 2      1416
## 3      1089
## 4      1576
## 5       762
## 6       719
## 7      1065
## 8       229
## 9       944
## 10      733
## # ... with 336,766 more rows
```

Si la pones y la quitas pasa esto

```
select(flights, distance, distance, -distance)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 0
```

1.8.8 Cuestión 8.

Investiga el uso de la función `one_of()` de `dplyr`.

1.8.8.1 Solución Permite añadir las variables en string dentro de un vector. Muy útil si es el resultado de un programa que ha devuelto un array de variables que queremos seleccionar automáticamente. En el help sale el package `tydeselect`.

Por ejemplo

```
col=c("distance", "distance", "distance", "delay", "air_time")
flights %>% select(one_of(col)) %>% head
```

```
## Warning: Unknown columns: `delay`
```

```
## # A tibble: 6 x 2
##   distance air_time
##     <dbl>    <dbl>
## 1     1400      227
## 2     1416      227
## 3     1089      160
## 4     1576      183
## 5       762      116
## 6       719      150
```

1.8.9 Cuestión 9.

Investiga cómo puede ser útil la función `one_of()` de la pregunta anterior en conjunción con el vector de variables

```
c("year", "month", "day", "dep_delay", "arr_delay")
```

1.8.9.1 Solución Pues lo probamos:

```
select(flights, one_of(c("year", "month", "day", "dep_delay", "arr_delay")))
```

```
## # A tibble: 336,776 x 5
##   year month   day dep_delay arr_delay
##   <int> <int> <int>    <dbl>    <dbl>
```

```
## 1 2013 1 1 2 11
## 2 2013 1 1 4 20
## 3 2013 1 1 2 33
## 4 2013 1 1 -1 -18
## 5 2013 1 1 -6 -25
## 6 2013 1 1 -4 12
## 7 2013 1 1 -5 19
## 8 2013 1 1 -3 -14
## 9 2013 1 1 -3 -8
## 10 2013 1 1 -2 8
## # ... with 336,766 more rows
```

Y es claro lo que hace.

1.8.10 Cuestión 10.

Intenta averiguar el resultado del siguiente código. Luego ejecútalo y a ver si el resultado te sorprende.

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

Intenta averiguar cómo lo hacen las funciones de ayuda de la `select` para tratar el caso por defecto y cómo lo puedes cambiar.

1.8.10.1 Solución Nos devuelve todas las variables que tienen la palabra “time” en su nombre (no las que sean de tipo tiempo). Muy útil cuando queremos localizar todo lo que tiene que ver con tiempo.

```
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> <dtm>
## 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
```

1.9 Taller Calculando nuevas variables con dplyr.

Repasa las funciones `mutate`, `transmute` y todas las variantes que se pueden usar antes de hacer los siguientes ejercicios. Preguntas de esta tarea

1.9.1 Cuestión 1.

El dataset de vuelos tiene dos variables, `dep_time` y `sched_dep_time` muy útiles pero difíciles de usar por cómo vienen dadas al no ser variables continuas. Fíjate que cuando pone 559, se refiere a que el vuelo salió a las 5:59...

Convierte este dato en otro más útil que represente el número de minutos desde las 00:00 horas de la media noche.

```
transmute(flights,
  dep_time, sched_dep_time,
  new_dep_time = 60*dep_time %/% 100 + dep_time %% 100,
  new_sched_dep_time = 60*sched_dep_time %/% 100 + sched_dep_time %% 100
)
```

1.9.1.1 Solución

```
## # A tibble: 336,776 x 4
##   dep_time sched_dep_time new_dep_time new_sched_dep_time
##   <int>         <int>         <dbl>         <dbl>
## 1      517           515           317           315
## 2      533           529           333           329
## 3      542           540           342           340
## 4      544           545           344           345
## 5      554           600           354           360
## 6      554           558           354           358
## 7      555           600           355           360
## 8      557           600           357           360
## 9      557           600           357           360
## 10     558           600           358           360
## # ... with 336,766 more rows
```

1.9.2 Cuestión 2.

Compara las variables `air_time` contra `arr_time - dep_time`.

- ¿Qué esperas ver?
- ¿Qué ves realmente?
- ¿Se te ocurre algo para mejorarlo y corregirlo?

1.9.2.1 Solución Pues parece que las previsiones no se cumplen ¿será por la manera de codificar el tiempo en horas minutos?, aunque no se desvía demasiado. En teoría si los datos son en minutos `air_time` y `new_air_time` deberían ser iguales?¿

```
transmute(flights, air_time, air_time_minutes=60*air_time %/% 100 + air_time %% 100, new_dep_time = 60*dep_time %/% 100 + dep_time %% 100,
  new_arr_time = 60*arr_time %/% 100 + arr_time %% 100,
  new_air_time = new_arr_time - new_dep_time
)
```

```
## # A tibble: 336,776 x 5
##   air_time air_time_minutes new_dep_time new_arr_time new_air_time
##   <dbl>         <dbl>         <dbl>         <dbl>         <dbl>
## 1      227           147           317           510           193
## 2      227           147           333           530           197
## 3      160           120           342           563           221
## 4      183           143           344           604           260
## 5      116           76           354           492           138
## 6      150           110           354           460           106
## 7      158           118           355           553           198
## 8       53           53           357           429           72
## 9      140           100           357           518           161
## 10     138           98           358           473           115
## # ... with 336,766 more rows
```



```
transmute(flights, air_time,
  air_time_minutes = 60 * air_time %/% 100 + air_time %% 100,
  sched_new_dep_time = 60 * sched_dep_time %/% 100 + sched_dep_time %% 100,
  sched_new_arr_time = 60 * sched_arr_time %/% 100 + sched_arr_time %% 100,
  new_air_time = sched_new_arr_time - sched_new_dep_time
)

## # A tibble: 336,776 x 5
##   air_time air_time_minutes sched_new_dep_time sched_new_arr_time new_air_time
##   <dbl>         <dbl>         <dbl>         <dbl>         <dbl>
## 1      227             147             315             499             184
## 2      227             147             329             510             181
## 3      160             120             340             530             190
## 4      183             143             345             622             277
## 5      116              76             360             517             157
## 6      150             110             358             448              90
## 7      158             118             360             534             174
## 8       53              53             360             443              83
## 9      140             100             360             526             166
## 10     138              98             360             465             105
## # ... with 336,766 more rows
```

1.9.3 Cuestión 3.

Compara los valores de `dep_time`, `sched_dep_time` y `dep_delay`. Cómo deberían relacionarse estos tres números? Compruébalo y haz las correcciones numéricas que necesitas.

1.9.3.1 Solución En este caso los primero valores de `new_delay` y `dep_delay` sí parecen coincidir

```
transmute(flights, new_dep_time = 60*dep_time %/% 100 + dep_time %% 100,
  new_sched_dep_time = 60*sched_dep_time %/% 100 + sched_dep_time %% 100,
  new_delay = new_dep_time - new_sched_dep_time,
  dep_delay, new_delay == dep_delay
)

## # A tibble: 336,776 x 5
##   new_dep_time new_sched_dep_time new_delay dep_delay `new_delay == dep_delay`
##   <dbl>         <dbl>         <dbl>         <dbl> <lgl>
## 1      317             315              2              2 TRUE
## 2      333             329              4              4 TRUE
## 3      342             340              2              2 TRUE
## 4      344             345             -1             -1 TRUE
## 5      354             360             -6             -6 TRUE
## 6      354             358             -4             -4 TRUE
## 7      355             360             -5             -5 TRUE
## 8      357             360             -3             -3 TRUE
## 9      357             360             -3             -3 TRUE
## 10     358             360             -2             -2 TRUE
## # ... with 336,766 more rows
```

1.9.4 Cuestión 4.

Usa una de las funciones de ranking para quedarte con los 10 vuelos más retrasados de todos.

1.9.4.1 Solución Fijaros bien: hacemos un mutate para obtener la variable r-delay luego ordenamos flights por esa variable con arrange

```
arrange(mutate(flights,
               r_delay = min_rank(dep_delay)),
        r_delay
        )[1:10,]
```

```
## # A tibble: 10 x 20
##   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 12 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 <dtm>, r_delay <int>
```

1.9.5 Cuestión 5.

Aunque la ejecución te de una advertencia, qué resultado te da la operación

```
1:6 + 1:20
```

```
aux1=1:6 + 1:20
```

1.9.5.1 Solución

```
## Warning in 1:6 + 1:20: longitud de objeto mayor no es múltiplo de la longitud de
## uno menor
```

```
aux1
```

```
## [1] 2 4 6 8 10 12 8 10 12 14 16 18 14 16 18 20 22 24 20 22
```

Es equivalente a

```
c(1:6,1:6,1:6,1,2)
```

```
## [1] 1 2 3 4 5 6 1 2 3 4 5 6 1 2 3 4 5 6 1 2
```

```
1:20
```

```
## [1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
```

```
aux2=c(1:6,1:6,1:6,1,2) + 1:20
```

```
aux2
```

```
## [1] 2 4 6 8 10 12 8 10 12 14 16 18 14 16 18 20 22 24 20 22
```

```
aux2==aux1
```

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

```
## [16] TRUE TRUE TRUE TRUE TRUE
```

```
all(aux2==aux1)
```

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

1.9.6 Cuestión 6.

Además de todas las funciones que hemos dicho, las trigonométricas también son funciones vectoriales que podemos usar para hacer transformaciones con mutate. Investiga cuáles trae R y cuál es la sintaxis de cada una de ellas.

1.9.7 Solución

Esta información se encuentra en `help(cos)` son el seno, coseno y la tangente y sus vertientes hiperbólicas.

1.10 Taller evaluación: Filtrado y manipulación de datos

Es un taller con cuestiones globales

Preguntas de esta tarea

1.10.1 Cuestión 1.

Intenta describir con frases comprensibles el conjunto de vuelos retrasados. Intenta dar afirmaciones como por ejemplo:

- Un vuelo tiende a salir unos 20 minutos antes el 50% de las veces y a salir tarde el 50% de las veces restantes.
- Los vuelos de la compañía XX llegan siempre 20 minutos tarde.
- El 95% de los vuelos a HNL llegan a tiempo, pero el 5% restante se retrasan más de 3 horas.

Intenta dar por lo menos 5 afirmaciones verídicas en base a los datos que tenemos disponibles.

```
# Un vuelo tiende a salir unos 20 minutos antes el 50% de las veces y a salir tarde el 50% de las veces
flights %>% summarise(median = median(dep_delay,na.rm = TRUE))
```

1.10.1.1 Solución

```
## # A tibble: 1 x 1
##   median
##   <dbl>
## 1      -2
```

```
# Los vuelos de la compañía XX llegan siempre 20 minutos tarde.
flights %>% transmute(carrier, delay_gt_20=dep_delay>20, delay_lt_20=dep_delay<=20)%>%
  group_by(carrier) %>% summarise(n_delay_gt=sum(delay_gt_20,na.rm=TRUE), n_delay_lt=sum(delay_lt_20,na.rm=TRUE))
```

```
## # A tibble: 16 x 4
##   carrier n_delay_gt n_delay_lt percent_gt_20
##   <chr>      <int>      <int>      <dbl>
## 1 EV        14148      37208      27.6
## 2 YV         144        401      26.4
## 3 F9         163        519      23.9
## 4 9E        4018     13398      23.1
## 5 WN        2740     9343      22.7
## 6 FL         716     2471      22.5
## 7 00          6         23      20.7
## 8 B6       10728     43441      19.8
```

```
## 9 MQ          4720      20443      18.8
## 10 UA         10236      47743      17.6
## 11 VX          753       4378      14.7
## 12 AA         4443      27650      13.8
## 13 DL         6611      41150      13.8
## 14 AS          78        634      11.0
## 15 US         2108      17765      10.6
## 16 HA          21        321       6.14
```

El 95% de los vuelos a HNL (tomaremos HA pues NHL no aparece) llegan a tiempo, pero el 5% restante se

```
flights %>% filter(dest=="HNL") %>%
  transmute(dest,no_delay=dep_delay<=0,delay_gt_180=dep_delay>=180)%>%
  summarise(
    no_delay_percent=sum(no_delay,na.rm=TRUE)/(sum(no_delay,na.rm=TRUE)+sum(!no_delay,na.rm=TRUE)),
  )
```

```
## # A tibble: 1 x 2
##   no_delay_percent delay_gt_180
##   <dbl>           <dbl>
## 1      0.599       0.0113
```

1.10.2 Cuestión 2.

Da una versión equivalente a las pipes siguientes sin usar la función count:

```
not_cancelled <- flights %>% count(dest)
not_cancelled <- count(tailnum, wt = distance)
```

1.10.2.1 Solución Primero agrupamos con `group_by()` y luego contamos con `tally` en el primer caso sin pesos y en el segundo con pesos la variable `distance` (`help(count)`) sugiere estas instrucciones como definición del atajo `count()`

```
not_cancelled <- flights %>% group_by(dest) %>% tally() #
not_cancelled_enunciado <- flights %>% count(dest)
not_cancelled
```

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

```
not_cancelled_enunciado
```

```
## # A tibble: 105 x 2
##   dest      n
##   * <chr> <int>
```

```
## 1 ABQ      254
## 2 ACK      265
## 3 ALB      439
## 4 ANC         8
## 5 ATL    17215
## 6 AUS     2439
## 7 AVL      275
## 8 BDL      443
## 9 BGR      375
## 10 BHM     297
## # ... with 95 more rows
```

```
all(not_cancelled==not_cancelled_enunciado)
```

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

Para la segunda puede valer este código

```
not_cancelled_enunciado <- flights %>% count(tailnum, wt = distance) #https://en.wikipedia.org/wiki/Tail
not_cancelled <- flights %>% group_by(tailnum) %>% tally(wt=distance)
not_cancelled
```

```
## # A tibble: 4,044 x 2
##   tailnum      n
## * <chr>    <dbl>
## 1 D942DN     3418
## 2 NOEGMQ  250866
## 3 N10156  115966
## 4 N102UW   25722
## 5 N103US   24619
## 6 N104UW   25157
## 7 N10575  150194
## 8 N105UW   23618
## 9 N107US   21677
## 10 N108UW   32070
## # ... with 4,034 more rows
```

```
not_cancelled_enunciado
```

```
## # A tibble: 4,044 x 2
##   tailnum      n
## * <chr>    <dbl>
## 1 D942DN     3418
## 2 NOEGMQ  250866
## 3 N10156  115966
## 4 N102UW   25722
## 5 N103US   24619
## 6 N104UW   25157
## 7 N10575  150194
## 8 N105UW   23618
## 9 N107US   21677
## 10 N108UW   32070
## # ... with 4,034 more rows
```

1.10.3 Cuestión 3.

Para definir un vuelo cancelado hemos usado la función

```
(is.na(dep_delay) | is.na(arr_delay))
```

Intenta dar una definición que sea mejor, ya que la nuestra es un poco subóptima. ¿Cuál es la columna más importante?

1.10.3.1 Solución Pues otra vez son conjeturas. Veamos que variables con la cadena `time` en su nombre tenemos (ver un ejercicio anterior)

```
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> <dtm>
## 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
```

Ahora podemos definir qué vuelos consideramos cancelados según qué variables son NA. Antes comprobemos que los NA no son coincidentes

```
summary_NA<- function(v,name_v) {
  tibble(
    column      = name_v,
    na_num      = sum(is.na(v))
  )}
not_cancelled <- select(flights, contains("time")) %>% imap_dfr(summary_NA)
not_cancelled
```

```
## # A tibble: 6 x 2
##   column      na_num
##   <chr>      <int>
## 1 dep_time      8255
## 2 sched_dep_time    0
## 3 arr_time      8713
## 4 sched_arr_time    0
## 5 air_time      9430
## 6 time_hour         0
```

1.10.4 Cuestión 4.

Investiga si existe algún patrón del número de vuelos que se cancelan cada día.

Investiga si la proporción de vuelos cancelados está relacionada con el retraso promedio por día en los vuelos.

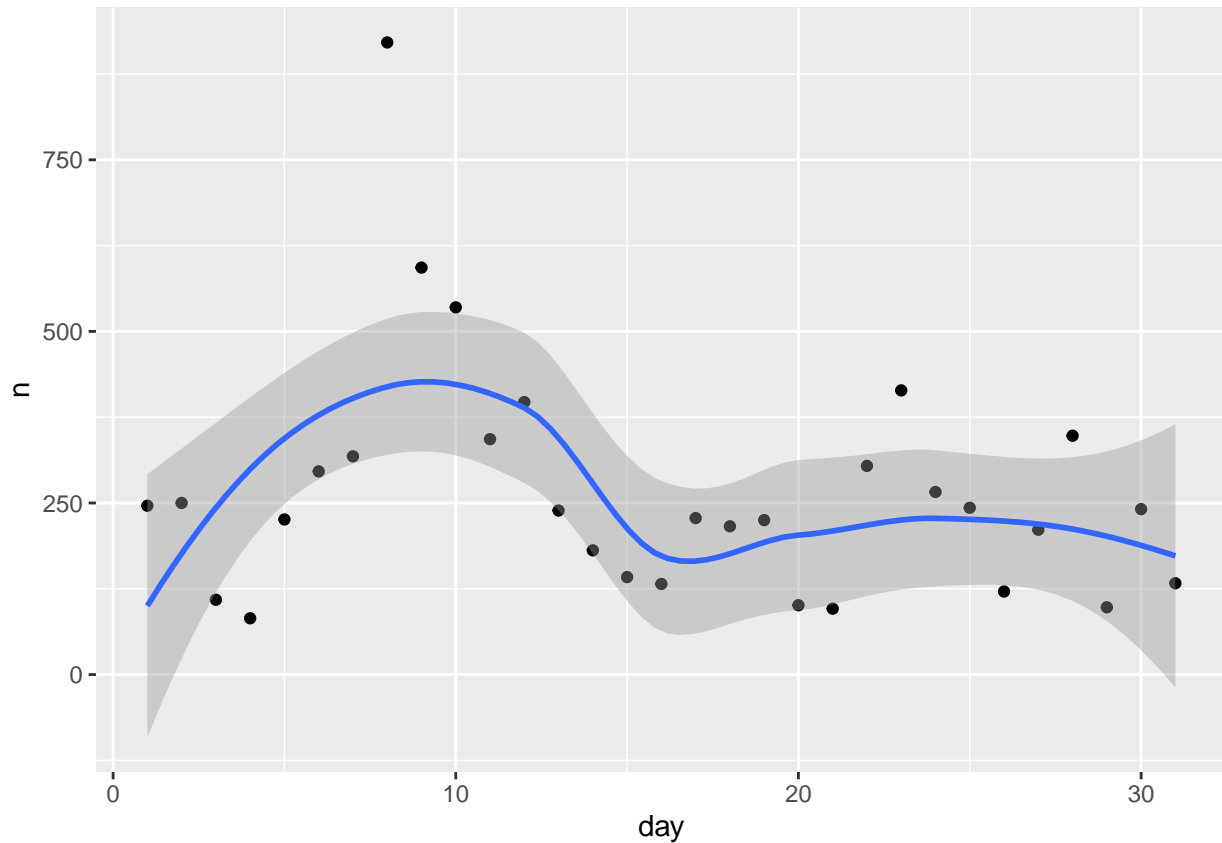
Investiga si la proporción de vuelos cancelados está relacionada con el retraso promedio por aeropuerto en los vuelos.

¿Qué compañía aérea sufre los peores retrasos?

```
filter(flights,is.na(dep_time)) %>% group_by(day) %>% count() %>% ggplot(aes(x=day,y=n))+geom_point()+g
```

1.10.4.1 Solución

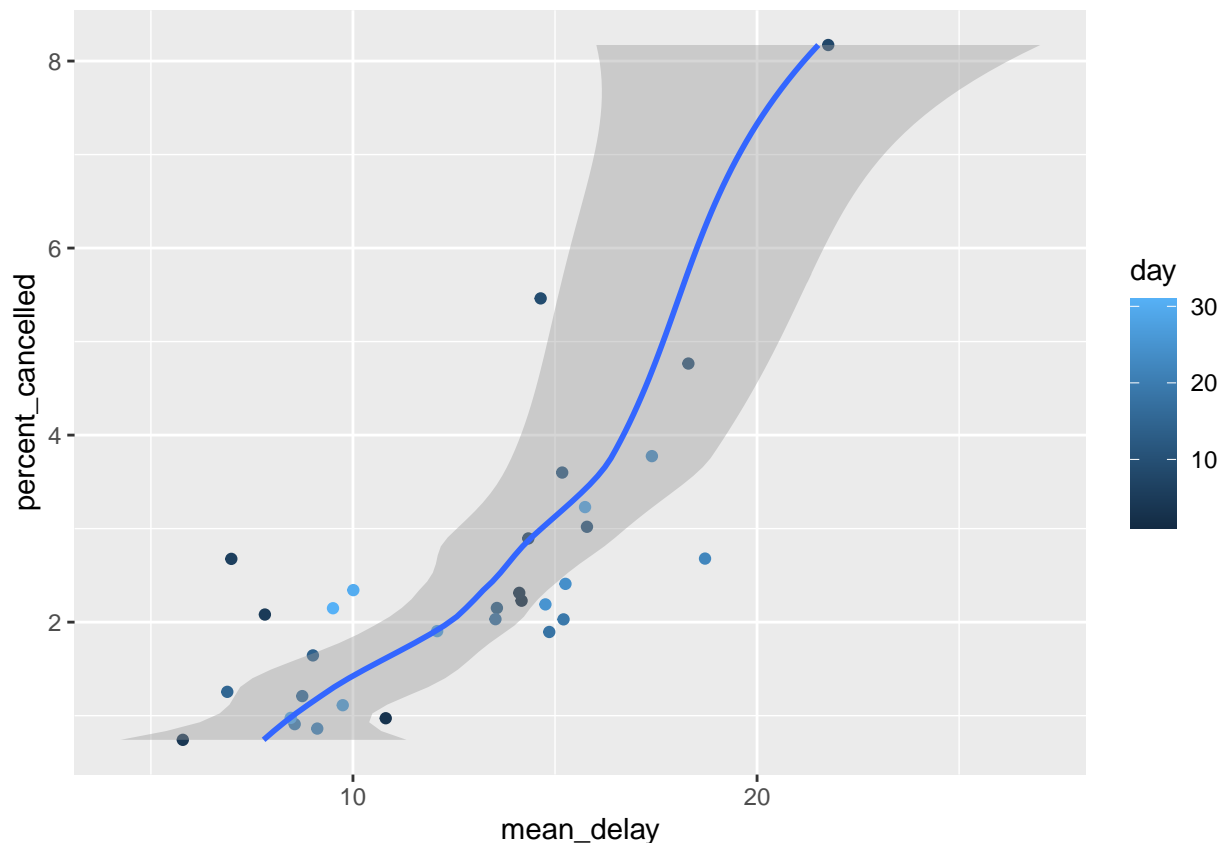
```
## `geom_smooth()` using method = 'loess' and formula 'y ~ x'
```



Investiga si la proporción de vuelos cancelados está relacionada con el retraso promedio por día en l

```
mutate(flights ,cancelled=is.na(dep_time),not_cancelled=!cancelled) %>% group_by(day) %>% summarise(p
aux %>% ggplot(aes(x=percent_cancelled,y=mean_delay,color=day))+geom_point(shape=19)+geom_smooth()+coord
```

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



```
summary(lm(aux$mean_delay~aux$percent_cancelled))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = aux$mean_delay ~ aux$percent_cancelled)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -6.0717 -1.9737  0.5104  1.8630  5.6443
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)      7.9076     0.9286   8.516 2.21e-09 ***
## aux$percent_cancelled  1.9258     0.3236   5.951 1.82e-06 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 2.717 on 29 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.5498, Adjusted R-squared:  0.5342
## F-statistic: 35.41 on 1 and 29 DF,  p-value: 1.823e-06
```

1.10.5 Cuestión 5.

Difícil: Intenta desentrañar los efectos que producen los retrasos por culpa de malos aeropuertos vs malas compañías aéreas. Por ejemplo, intenta usar

```
flights %>% group_by(carrier, dest) %>% summarise(n())
```

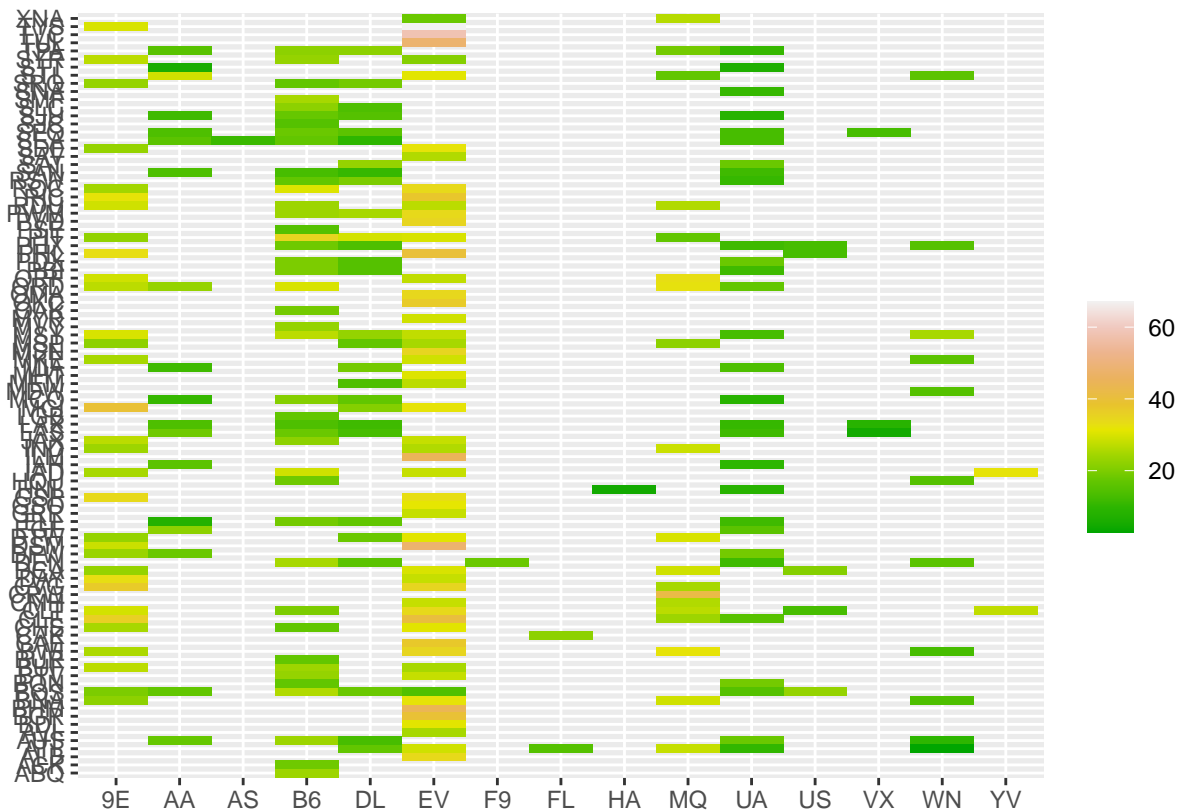


```
## `summarise()` has grouped output by 'carrier'. You can override using the `.groups` argument.
## # A tibble: 314 x 3
## # Groups:   carrier [16]
##   carrier dest   `n()`
##   <chr>   <chr> <int>
## 1 9E      ATL     59
## 2 9E      AUS      2
## 3 9E      AVL     10
## 4 9E      BGR      1
## 5 9E      BNA    474
## 6 9E      BOS    914
## 7 9E      BTV      2
## 8 9E      BUF    833
## 9 9E      BWI    856
## 10 9E     CAE      3
## # ... with 304 more rows
```

```
flights %>% filter(!is.na(dep_delay)&dep_delay>0)%>%group_by(carrier, dest) %>% summarise(abs_freq=n(),n
```

1.10.5.1 Solución

```
## `summarise()` has grouped output by 'carrier'. You can override using the `.groups` argument.
ggplot(aux, aes(x = carrier, y = dest,fill=median)) +
  geom_tile() +
  scale_fill_gradientn(name = "", colors = terrain.colors(10)) +
  scale_x_discrete(name = "") +
  scale_y_discrete(name = "")
```

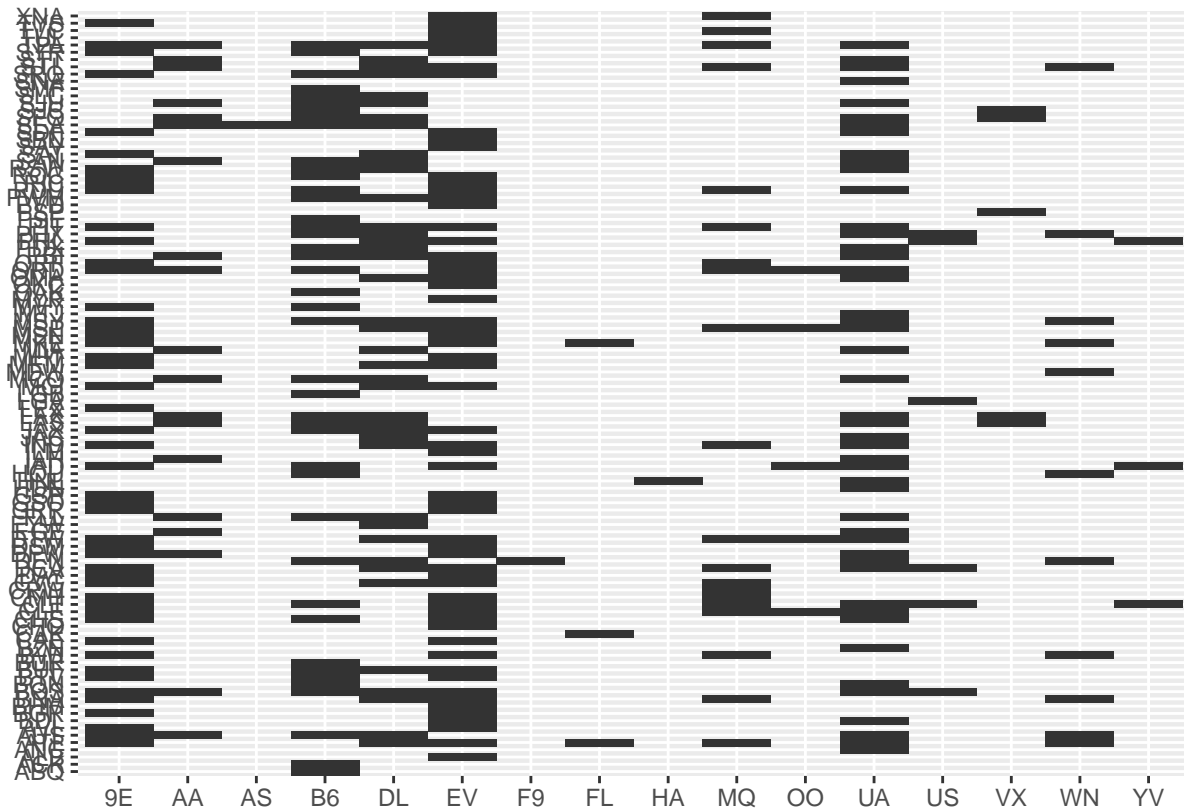


```
flights %>% group_by(carrier, dest) %>% summarise(abs_freq=n())%>% arrange(desc(abs_freq)) -> aux

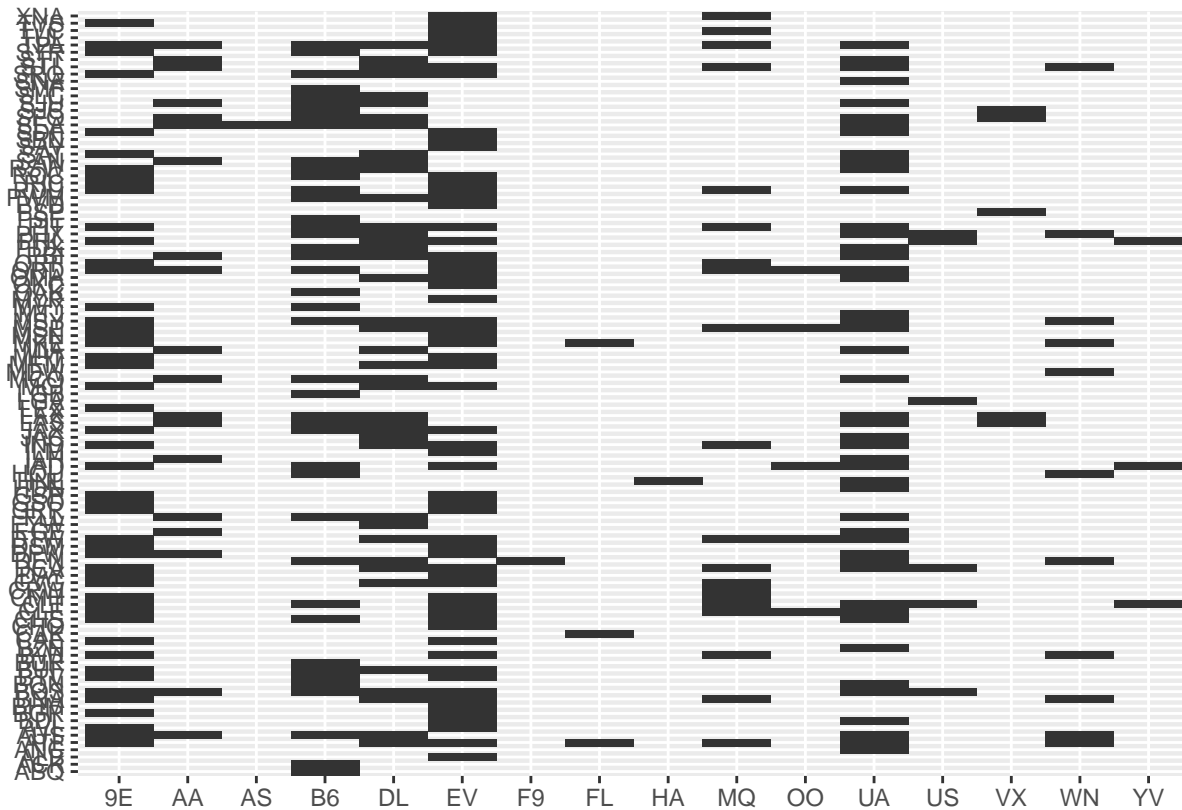
## `summarise()` has grouped output by 'carrier'. You can override using the `.groups` argument.
aux
```

```
## # A tibble: 314 x 3
## # Groups:   carrier [16]
##   carrier dest abs_freq
##   <chr>   <chr>   <int>
## 1 DL     ATL     10571
## 2 US     CLT     8632
## 3 AA     DFW     7257
## 4 AA     MIA     7234
## 5 UA     ORD     6984
## 6 UA     IAH     6924
## 7 UA     SFO     6819
## 8 B6     FLL     6563
## 9 B6     MCO     6472
## 10 AA    ORD     6059
## # ... with 304 more rows
```

```
ggplot(aux, aes(x = carrier, y = dest), fill=abs_freq) +
  geom_tile() +
  scale_fill_gradientn(name = "", colors = terrain.colors(10)) +
  scale_x_discrete(name = "") +
  scale_y_discrete(name = "")
```



```
ggplot(aux, aes(x = carrier, y = dest)) +
  geom_tile() +
  scale_fill_gradientn(name = "", colors = terrain.colors(10)) +
  scale_x_discrete(name = "") +
  scale_y_discrete(name = "")
```



1.10.6 Cuestión 6.

¿Qué hace el parámetro `sort` como argumento de `count()`? ¿Cuándo puede ser útil?

Vuelve a la lista de funciones útiles para filtrar y mutar y describe cómo cada operación cambia cuando la juntamos con un `group_by`.

1.10.6.1 Solución

```
ggplot(aux, aes(x=carrier, y=dest, group=carrier)) +
  geom_col("abs_freq", position='dodge')
```

1.10.7 Cuestión 11.7.

Vamos a por los peores aviones. Investiga el top 10 de qué aviones (número de cola y compañía) llegaron más tarde a su destino.

```
flights %>% transmute(tailnum, carrier, arr_delay) %>% arrange(desc(arr_delay)) %>% slice(1:10)
```

1.10.7.1 Solución

```
## # A tibble: 10 x 3
##   tailnum carrier arr_delay
##   <chr>    <chr>      <dbl>
## 1 N384HA   HA           1272
## 2 N504MQ   MQ           1127
## 3 N517MQ   MQ           1109
## 4 N338AA   AA           1007
## 5 N665MQ   MQ            989
```

```
## 6 N959DL DL 931
## 7 N927DA DL 915
## 8 N6716C DL 895
## 9 N5DMAA AA 878
## 10 N523MQ MQ 875
```

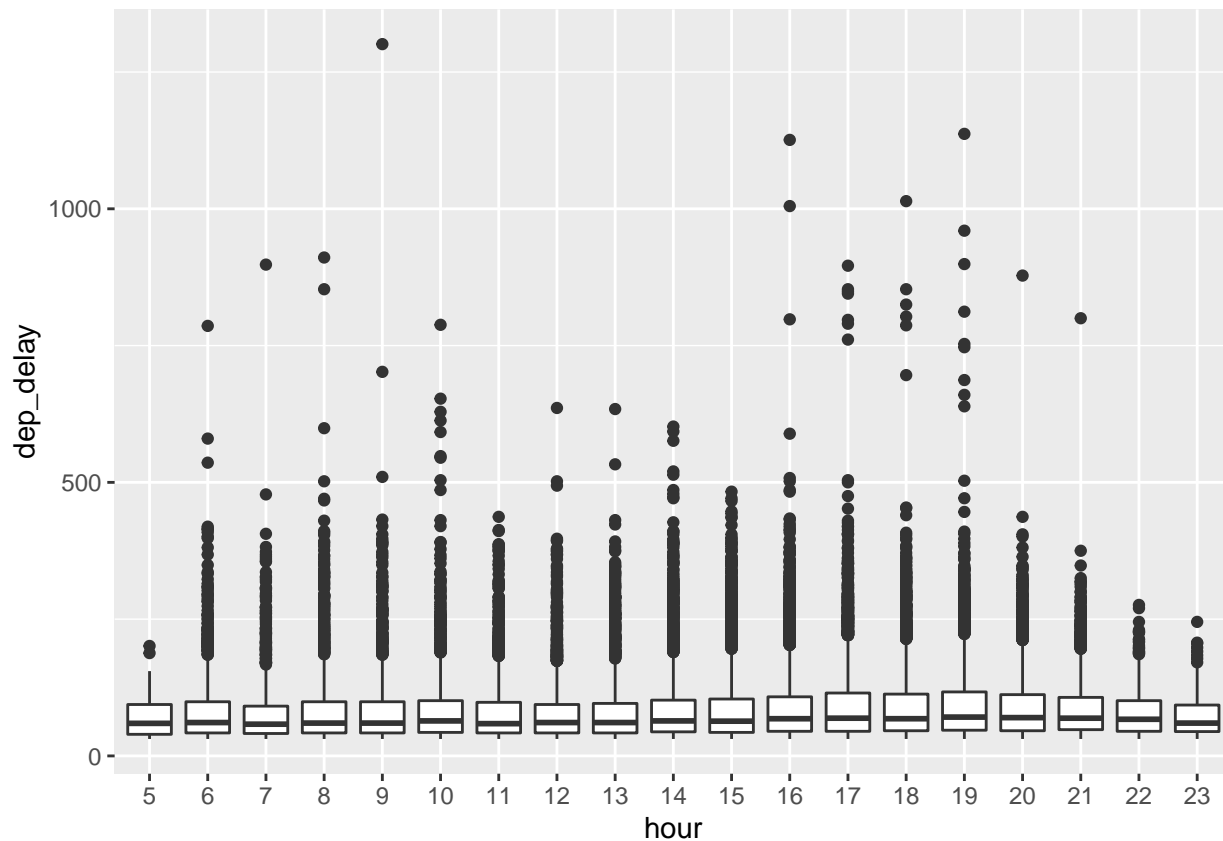
1.10.8 Cuestión 7.

Queremos saber qué hora del día nos conviene volar si queremos evitar los retrasos en la salida.

Difícil: Queremos saber qué día de la semana nos conviene volar si queremos evitar los retrasos en la salida.

1.10.8.1 Solución Atención solo cogemos los retrasos positivos.

```
# horas del día con menos retraso: he decidido filtrar por un umbral y dibujar los diagramas de caja
umbral=30# 30 minutos
flights %>% transmute(hour=as.factor(hour),dep_delay) %>% filter(!is.na(dep_delay)&dep_delay>umbral) %>%
```



También podemos calcular la media de los retrasos positivos por hora

```
flights %>% transmute(hour,dep_delay) %>% filter(!is.na(dep_delay) & dep_delay>0) %>% group_by(hour) %>%
  summarise(mean=mean(dep_delay),median=median(dep_delay),standar_dev=sd(dep_delay),IQR=IQR(dep_delay),n=n())
positive_dep_delay_by_hour
```

```
## # A tibble: 19 x 9
##   hour mean median standar_dev IQR min max Q0.25 Q0.75
## *   <dbl> <dbl> <dbl>      <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
## 1     5  15.3     6      26.4    12     1   201     3    15
## 2     6  24.2     9      44.0    21     1  786     3    24
```

```
## 3      7 24.1    9      42.8    23      1   898      3   26
## 4      8 29.9   13      49.7    29      1   911      4   33
## 5      9 29.7   13      50.2    30      1  1301      4   34
## 6     10 32.6   13      52.6    33      1   788      5   38
## 7     11 32.5   15      48.0    34      1   437      5   39
## 8     12 32.3   16      46.8    35      1   636      5   40
## 9     13 33.5   16      47.4    34      1   634      6   40
## 10    14 37.1   17      53.0    40      1   602      6   46
## 11    15 38.8   19      52.8    42      1   483      7   49
## 12    16 43.4   22      58.1    49      1  1126      8   57
## 13    17 45.3   23      60.6    51      1   896      8   59
## 14    18 46.5   25      59.5    53      1  1014      8   61
## 15    19 51.1   29      61.8    60      1  1137     10   70
## 16    20 49.6   30      54.8    58      1   878     11   69
## 17    21 50.3   34      51.3    60      1   800     12   72
## 18    22 46.5  31.5     46.1    56      1   276     12   68
## 19    23 38.0   22      42.1    44      1   245      8   52
```

Hay que utilizar el package lubridate para extraer el día de la semana

```
library(lubridate)
```

```
##
## Attaching package: 'lubridate'
## The following objects are masked from 'package:base':
##
##     date, intersect, setdiff, union
```

```
flights$time_hour[1:2]
```

```
## [1] "2013-01-01 05:00:00 EST" "2013-01-01 05:00:00 EST"
```

```
wday(flights$time_hour[1:2])
```

```
## [1] 3 3
```

```
Sys.Date()
```

```
## [1] "2021-10-05"
```

```
wday(Sys.Date())
```

```
## [1] 3
```

```
wday(Sys.Date(),week_start = getOption("lubridate.week.start", 1))
```

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

```
wday(Sys.Date(),label=TRUE,week_start = getOption("lubridate.week.start", 1))
```

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

```
## Levels: lun < mar < mié < jue < vie < sáb < dom
```

```
flights %>% transmute(day=wday(time_hour,label=TRUE,week_start = getOption("lubridate.week.start", 1)),
filter(!is.na(dep_delay)&dep_delay>0) %>% group_by(day)%>% summarise(mean=mean(dep_delay),median=med
positive_dep_delay_by_week_day
```

```
## # A tibble: 7 x 9
```

```
##   day   mean median standar_dev  IQR   min   max Q0.25 Q0.75
## * <ord> <dbl>  <dbl>         <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <dbl>
```

## 1	lun	43.5	21	57.6	50	1	1005	7	57
## 2	mar	37.4	19	49.0	44	1	853	6	50
## 3	mié	39.5	18	56.0	43	1	1301	6	49
## 4	jue	43.1	21	58.2	49	1	1126	7	56
## 5	vie	40.4	20	54.3	46	1	1014	7	53
## 6	sáb	30.5	14	45.7	31	1	1137	5	36
## 7	dom	37.5	18	54.0	40	1	911	6	46

1.10.9 Cuestión 8

Para cada destino, calcula el total de minutos de retraso acumulado. Para cada uno de ellos, calcula la proporción del total de retraso para dicho destino.

```
flights %>% transmute(dest,dep_delay)%>% filter(dep_delay>0)%>%group_by(dest) %>%
  summarise(sum=sum(dep_delay,na.rm=TRUE))%>%
  mutate(prop_delay=sum/sum(sum))%>% arrange(sum)-> aux
```

1.10.9.1 Solución

1.10.10 Cuestión 9

Los retrasos suelen estar correlacionados con el tiempo. Aunque el problema que ha causado el primer retraso de un avión se resuelva, el resto de vuelos se retrasan para que salgan primero los aviones que debían haber partido antes. Intenta usar la función `lag()` explora cómo el retraso de un avión se relaciona con el retraso del avión inmediatamente anterior o posterior.

1.10.11 Solución

Seleccionaremos las salidas de JFK y los retrasos en la salida. Necesitamos ordenar los vuelos por salida

```
flights%>% filter(origin=="JFK") %>% transmute(origin, time_hour,dep_delay) %>% arrange(time_hour)-> fl
lapply(1:10,function(x) cor(flights_time_order$dep_delay,lag(flights_time_order$dep_delay,x),use="comple
correlation_delay_lag<- unlist(correlation_delay_lag)
names(correlation_delay_lag)<-paste("lag",1:10,sep="_")
correlation_delay_lag
```

##	lag_1	lag_2	lag_3	lag_4	lag_5	lag_6	lag_7
##	0.55227212	0.38265103	0.28005542	0.21765785	0.17309678	0.14035150	0.11570897
##	lag_8	lag_9	lag_10				
##	0.09918925	0.09461354	0.08716629				

Vemos como las correlaciones entre los retrasos decrecen

1.10.12 Cuestión 10.

Vamos a por los destinos esta vez. Localiza vuelos que llegaron ‘demasiado rápido’ a sus destinos. Seguramente, el becario se equivocó al introducir el tiempo de vuelo y se trate de un error en los datos. Calcula para ello el cociente entre el tiempo en el aire de cada vuelo relativo al tiempo de vuelo del avión que tardó menos en llegar a dicho destino. ¿Qué vuelos fueron los que más se retrasaron en el aire?

```
flights %>% filter(origin=="JFK",!is.na(air_time)) -> JFK_fli
JFK_fli %>% right_join( JFK_fli %>% group_by(dest) %>% summarise(min_air_time=min(air_time),key="dest"))
  transmute(dest,tailnum,carrier,sched_dep_time,sched_arr_time,air_time, min_air_time,rel_air_time_by_d
```

1.10.12.1 Solución

```
## Joining, by = "dest"
```

```
JFK_fli
```

```
## # A tibble: 109,079 x 8
```

```
##   dest   tailnum carrier sched_dep_time sched_arr_time air_time min_air_time
##   <chr> <chr>   <chr>         <int>         <int>      <dbl>      <dbl>
## 1 ACK   N328JB   B6              800            909        141         35
## 2 BOS   N3FKAA   AA             1605           1740         96         26
## 3 BOS   N346NB   DL             1200           1317         91         26
## 4 BOS   N913XJ   9E              840            1003        86         26
## 5 BOS   N3DRAA   AA             1245           1355         86         26
## 6 BOS   N3FEAA   AA             1245           1350         80         26
## 7 BOS   N279JB   B6             1645           1813         77         26
## 8 BOS   N3FJAA   AA             1600           1720         76         26
## 9 PHL   N8932C   9E              940            1051         61         21
## 10 DCA  N813MQ   MQ              755            910         97         34
## # ... with 109,069 more rows, and 1 more variable: rel_air_time_by_dest <dbl>
```

Los vuelos a los aeropuertos con más retraso relativo son de los aeropuertos

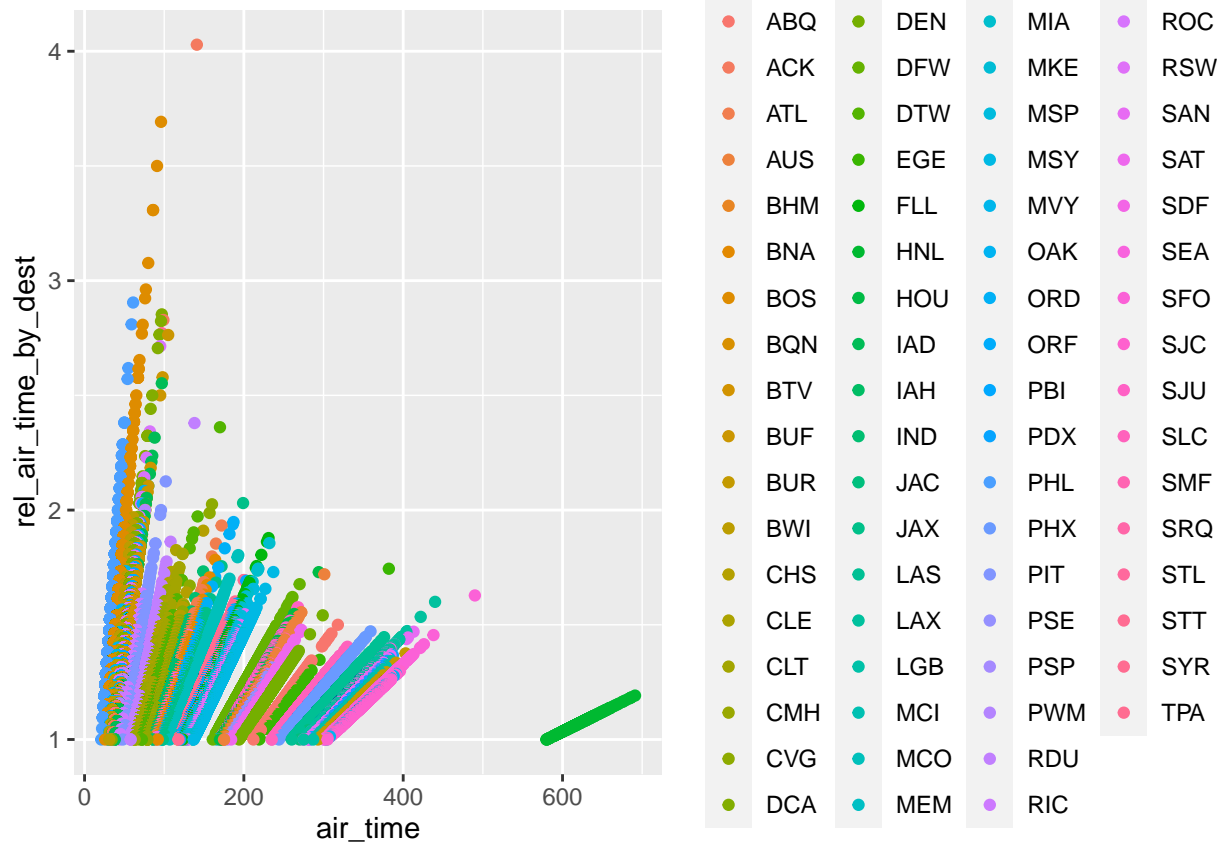
```
airports[airports$faa %in% c("ACK", "BOS", "DCA"),]
```

```
## # A tibble: 3 x 8
```

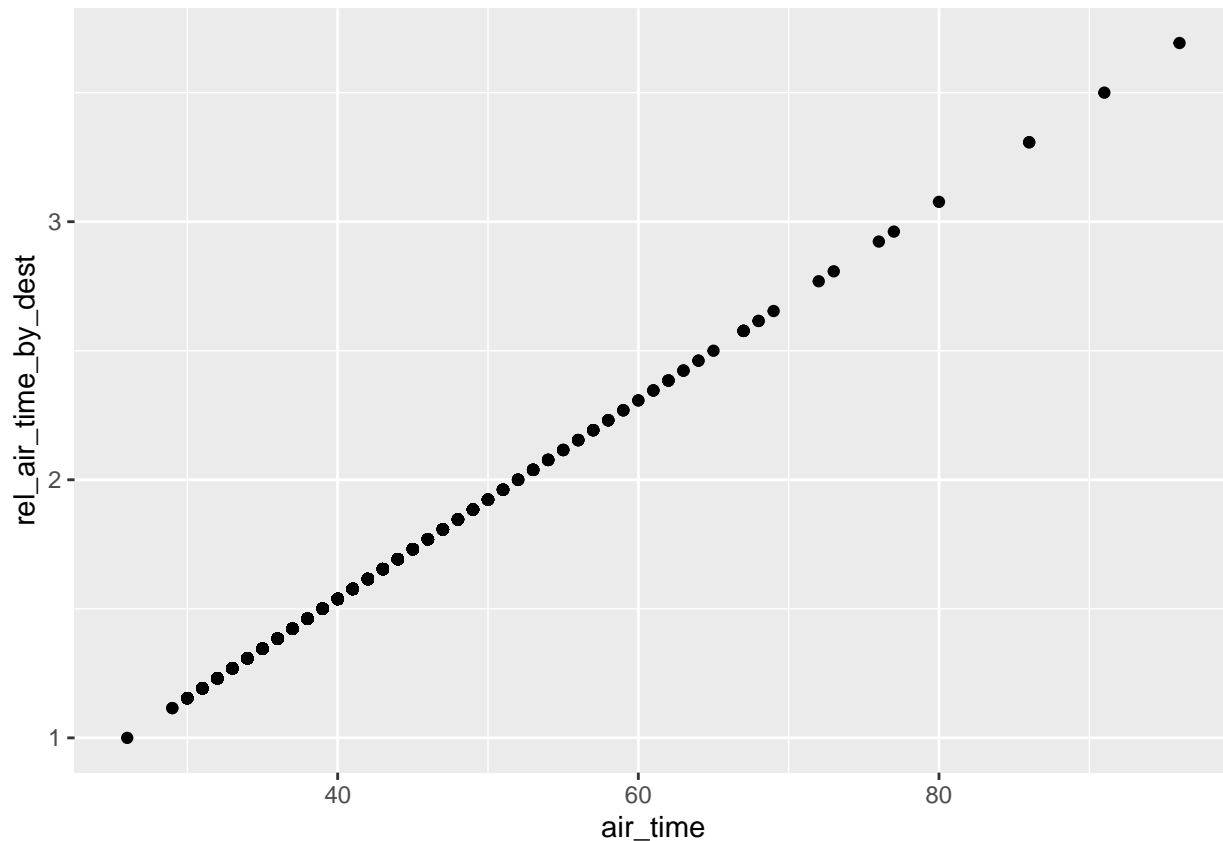
```
##   faa   name                lat lon alt tz dst tzone
##   <chr> <chr>                <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <chr> <chr>
## 1 ACK   Nantucket Mem           41.3 -70.1  48  -5 A   America/New_~
## 2 BOS   General Edward Lawrence Log~ 42.4 -71.0  19  -5 A   America/New_~
## 3 DCA   Ronald Reagan Washington Na~ 38.9 -77.0  15  -5 A   America/New_~
```

Un gráfico de los tiempos relativos contra los absolutos (no interpretéis mucho las rectas pues lo son $y=x/\text{min}$), el gráfico es mejorable.

```
JFK_fli %>% ggplot(aes(x=air_time,y=rel_air_time_by_dest))+ geom_point(aes(col=dest))
```

```
JFK_fli %>% filter(dest=="BOS")%>%
  ggplot(aes(x=air_time,y=rel_air_time_by_dest))+ geom_point()
```



1.10.13 Cuestión 11.

Encuentra todos los destinos a los que vuelan dos o más compañías y para cada uno de ellos, crea un ranking de las mejores compañías para volar a cada destino (utiliza el criterio que consideres más conveniente como probabilidad de retraso, velocidad o tiempo de vuelo, número de vuelos al año..)

Finalmente, para cada avión (basándonos en el número de cola) cuenta el número de vuelos que hace antes de sufrir su primer retraso de más de una hora. Valora entonces la fiabilidad del avión o de la compañía aérea asociada al mismo.

```
flights %>% group_by(dest, carrier) %>% count() %>% filter(n >= 2) -> aux
filter_dest_carrier = paste(aux$dest, aux$carrier)
filter_dest_carrier
```

1.10.13.1 Solución

```
## [1] "ABQ B6" "ACK B6" "ALB EV" "ANC UA" "ATL 9E" "ATL DL" "ATL EV" "ATL FL"
## [9] "ATL MQ" "ATL UA" "ATL WN" "AUS 9E" "AUS AA" "AUS B6" "AUS DL" "AUS UA"
## [17] "AUS WN" "AVL 9E" "AVL EV" "BDL EV" "BDL UA" "BGR EV" "BHM EV" "BNA 9E"
## [25] "BNA EV" "BNA MQ" "BNA WN" "BOS 9E" "BOS AA" "BOS B6" "BOS DL" "BOS EV"
## [33] "BOS UA" "BOS US" "BQN B6" "BQN UA" "BTV 9E" "BTV B6" "BTV EV" "BUF 9E"
## [41] "BUF B6" "BUF DL" "BUF EV" "BUR B6" "BWI 9E" "BWI EV" "BWI MQ" "BWI WN"
## [49] "BZN UA" "CAE 9E" "CAE EV" "CAK FL" "CHO EV" "CHS 9E" "CHS B6" "CHS EV"
## [57] "CLE 9E" "CLE EV" "CLE MQ" "CLE OO" "CLE UA" "CLT 9E" "CLT B6" "CLT EV"
## [65] "CLT MQ" "CLT UA" "CLT US" "CLT YV" "CMH 9E" "CMH EV" "CMH MQ" "CRW MQ"
## [73] "CVG 9E" "CVG DL" "CVG EV" "CVG MQ" "DAY 9E" "DAY EV" "DCA 9E" "DCA DL"
## [81] "DCA EV" "DCA MQ" "DCA UA" "DCA US" "DEN B6" "DEN DL" "DEN F9" "DEN UA"
```

```
## [89] "DEN WN" "DFW 9E" "DFW AA" "DFW EV" "DFW UA" "DSM 9E" "DSM EV" "DTW 9E"
## [97] "DTW DL" "DTW EV" "DTW MQ" "DTW OO" "EGE AA" "EGE UA" "EYW DL" "FLL AA"
## [105] "FLL B6" "FLL DL" "FLL UA" "GRR 9E" "GRR EV" "GSO EV" "GSP 9E" "GSP EV"
## [113] "HDN UA" "HNL HA" "HNL UA" "HOU B6" "HOU WN" "IAD 9E" "IAD B6" "IAD EV"
## [121] "IAD YV" "IAH AA" "IAH UA" "ILM EV" "IND 9E" "IND DL" "IND EV" "IND MQ"
## [129] "IND UA" "JAC DL" "JAC UA" "JAX 9E" "JAX B6" "JAX EV" "LAS AA" "LAS B6"
## [137] "LAS DL" "LAS UA" "LAS VX" "LAX AA" "LAX B6" "LAX DL" "LAX UA" "LAX VX"
## [145] "LGB B6" "MCI 9E" "MCI DL" "MCI EV" "MCO AA" "MCO B6" "MCO DL" "MCO UA"
## [153] "MDW WN" "MEM 9E" "MEM DL" "MEM EV" "MHT 9E" "MHT EV" "MIA AA" "MIA DL"
## [161] "MIA UA" "MKE 9E" "MKE EV" "MKE FL" "MKE WN" "MSN EV" "MSP 9E" "MSP DL"
## [169] "MSP EV" "MSP MQ" "MSP OO" "MSP UA" "MSY 9E" "MSY B6" "MSY DL" "MSY EV"
## [177] "MSY UA" "MSY WN" "MTJ UA" "MVY 9E" "MVY B6" "MYR EV" "OAK B6" "OKC EV"
## [185] "OMA EV" "OMA UA" "ORD 9E" "ORD AA" "ORD B6" "ORD EV" "ORD MQ" "ORD UA"
## [193] "ORF 9E" "ORF EV" "ORF MQ" "PBI AA" "PBI B6" "PBI DL" "PBI EV" "PBI UA"
## [201] "PDX B6" "PDX DL" "PDX UA" "PHL 9E" "PHL DL" "PHL EV" "PHL US" "PHL YV"
## [209] "PHX B6" "PHX DL" "PHX UA" "PHX US" "PHX WN" "PIT 9E" "PIT B6" "PIT DL"
## [217] "PIT EV" "PIT MQ" "PIT UA" "PSE B6" "PSP VX" "PVD EV" "PWM B6" "PWM DL"
## [225] "PWM EV" "RDU 9E" "RDU B6" "RDU EV" "RDU MQ" "RIC 9E" "RIC EV" "ROC 9E"
## [233] "ROC B6" "ROC EV" "RSW 9E" "RSW B6" "RSW DL" "RSW UA" "SAN AA" "SAN B6"
## [241] "SAN DL" "SAN UA" "SAT 9E" "SAT DL" "SAT UA" "SAV EV" "SBN EV" "SDF 9E"
## [249] "SDF EV" "SDF UA" "SEA AA" "SEA AS" "SEA B6" "SEA DL" "SEA UA" "SFO AA"
## [257] "SFO B6" "SFO DL" "SFO UA" "SFO VX" "SJC B6" "SJU AA" "SJU B6" "SJU DL"
## [265] "SJU UA" "SLC B6" "SLC DL" "SMF B6" "SNA UA" "SRQ 9E" "SRQ B6" "SRQ DL"
## [273] "SRQ EV" "STL AA" "STL EV" "STL MQ" "STL UA" "STL WN" "STT AA" "STT DL"
## [281] "STT UA" "SYR 9E" "SYR B6" "SYR EV" "TPA 9E" "TPA AA" "TPA B6" "TPA DL"
## [289] "TPA MQ" "TPA UA" "TUL EV" "TVC EV" "TVC MQ" "TYS 9E" "TYS EV" "XNA EV"
## [297] "XNA MQ"
```

```
flights %>% filter(paste(dest, carrier) %in% filter_dest_carrier &
!is.na(arr_delay)) %>%
  transmute(dest, carrier, arr_delay, flights_delayeds = arr_delay >= 5) %>% group_by(dest, carrier) %>%
  summarise(
    total_flights = n(),
    total_flights_delayeds = sum(flights_delayeds),
    percent_flights_delayeds = 100 * total_flights_delayeds / total_flights
  ) %>% arrange(percent_flights_delayeds, total_flights) %>% print( n =20)
```

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

```
## # A tibble: 297 x 5
## # Groups:   dest [103]
##   dest carrier total_flights total_flights_delayeds percent_flights_delayeds
##   <chr> <chr>         <int>             <int>                <dbl>
## 1 BTV    9E             2                 0                    0
## 2 DCA    DL             2                 0                    0
## 3 IND    DL             2                 0                    0
## 4 MSP    UA             2                 0                    0
## 5 OMA    UA             2                 0                    0
## 6 PHL    DL             2                 0                    0
## 7 BUF    DL             3                 0                    0
## 8 IND    UA             3                 0                    0
## 9 MEM    9E             3                 0                    0
## 10 SDF    UA             3                 0                    0
## 11 TPA    9E             3                 0                    0
## 12 MHT    9E            10                 0                    0
```

```
## 13 STT DL 29 1 3.45
## 14 DFW EV 8 1 12.5
## 15 PBI AA 80 11 13.8
## 16 AUS WN 293 42 14.3
## 17 PSP VX 18 3 16.7
## 18 SRQ EV 28 5 17.9
## 19 BOS EV 156 29 18.6
## 20 AVL 9E 10 2 20
## # ... with 277 more rows
```

2 Análisis exploratorio de nuestros datos:

2.1 Introducción a la exploración de datos.

Intenta hacer los análisis de forma tan detallada como te sea posible, generando preguntas con sentido y intentando obtener una respuesta coherente.

Preguntas de esta tarea

2.1.1 Cuestión 1.

Explora la distribución de las variables `x`, `y`, `z` del dataset de `diamonds`. ¿Qué podemos inferir?

Busca un diamante (por internet por ejemplo) y decide qué dimensiones pueden ser aceptables para las medidas de longitud, altura y anchura de un diamante.

2.1.2 Cuestión 2.

Explora la distribución del precio (`price`) del dataset de `diamonds`. ¿Hay algo que te llame la atención o resulte un poco extraño?

Recuerda hacer uso del parámetro `binwidth` para probar un rango dispar de valores hasta ver algo que te llame la atención.

2.1.3 Cuestión 3.

¿Cuántos diamantes hay de 0.99 quilates? ¿Y de exactamente 1 quilate?

¿A qué puede ser debida esta diferencia?

2.1.4 Cuestión 4.

Compara y contrasta el uso de las funciones `coord_cartesian()` frente `xlim()` y `ylim()` para hacer *zoom* en un histograma.

¿Qué ocurre si dejamos el parámetro `binwidth` sin configurar?

¿Qué ocurre si hacemos *zoom* y solamente se ve media barra?

2.1.5 Cuestión 5.

- ¿Qué ocurre cuando hay NAs en un histograma?
- ¿Qué ocurre cuando hay NAs en un diagrama de barras?
- ¿Qué diferencias observas?

2.1.6 Cuestión 6.

¿Qué hace la opción `na.rm = TRUE` en las funciones `mean()` y `sum()`?

2.2 Visualización de la covarianza entre variables.

Repasa todo lo aprendido acerca de boxplots, densidades, mapas de calor... porque es hora de extraer más información acerca de los datos de nuestros datasets.

Preguntas de esta tarea

2.2.1 Cuestión 1.

Es hora de aplicar todo lo que hemos aprendido para visualizar mejor los tiempos de salida para vuelos cancelados vs los no cancelados. Recuerda bien qué tipo de dato tenemos en cada caso. ¿Qué deduces acerca de los retrasos según la hora del día a la que está programada el vuelo de salida?

2.2.2 Cuestión 2.

1. ¿Qué variable del dataset de diamantes crees que es la más importante para poder predecir el precio de un diamante?
2. ¿Qué variable del dataset de diamantes crees que es la que más correlacionada está con cut?
3. ¿Por qué combinar estas dos variables nos lleva a que los diamantes con peor calidad son los mas caros?

2.2.3 Cuestión 3.

Instala el paquete de ggstance y úsalo para crear un boxplot horizontal. Compara el resultado con usar el `coord_flip()` que hemos visto en clase.

2.2.4 Cuestión 4.

Los boxplots nacen en una época donde los datasets eran mucho más pequeños y la palabra big data no era más que un concepto futurista. De ahí que los datos considerados con outliers tuvieran sentido que fueran representados con puntos dado que su existencia era más bien escasa o nula. Para solucionar este problema, existe el letter value plot del paquete `lvplot`. Instala dicho paquete y usa la geometría `geom_lv()` para mostrar la distribución de precio vs cut de los diamantes. ¿Qué observas y qué puedes interpretar a raíz de dicho gráfico?

2.2.5 Cuestión 5.

Compara el uso de la geometría `geom_violin()` con un facet de `geom_histogram()` y contra un `geom_freqpoly()` coloreado. Investiga cuales son los pros y los contras de cada uno de los tipos de representación.

2.2.6 Cuestión 6.

Si tenemos datasets pequeños, a veces es útil usar la opción que ya conocemos de `geom_jitter()` para ver la relación entre una variable continua y una variable categórica. El paquete de R `ggbeeswarm` tiene un par de métodos similares a `geom_jitter()` que te pueden ayudar a tal efecto. Lístalos y haz un gráfico con cada uno de ellos para ver qué descripción de los datos podemos extraer de cada uno. ¿A qué gráfico de los que ya has visto durante esta práctica se parece?

2.2.7 Cuestión 7.

Los mapas de calor que hemos visto tienen un claro problema de elección de los colores.

- * ¿Cómo podríamos reescalar el campo `count` dataset de diamantes cuando cruzamos `color` y `cut` para observar?
- * ¿Por qué resulta mejor usar la estética `aes(x = color, y = cut)` en lugar de `aes(x=cut, y = color)`?

2.2.8 Cuestión 8.

Utiliza la `geom_tile()` junto con `dplyr` para explorar si el promedio del retraso de los vuelos varía con respecto al destino y mes del año.

¿Qué hace que este gráfico sea difícil de leer o de interpretar? ¿Cómo puedes mejorar la visualización?

2.2.9 Cuestión 9.

En lugar de hacer un resumen de la distribución condicional de dos variables numéricas con un boxplot, se puede usar un polígono de frecuencias.

- ¿Qué hay que tener en cuenta cuando usas `cut_width` o cuando usas `cut_number()`?
- ¿Cómo influye este hecho en la visualización 2D de `carat` y `price`?
- Da la mejor visualización posible de `carat` dividido por `price`.

2.2.10 Cuestión 10.

Compara la distribución del precio de los diamantes grandes vs diamantes pequeños. Elige el concepto de grande y pequeño que consideres. Comenta el resultado.

2.2.11 Cuestión 11.

Combina diferentes técnicas de `ggplot` para visualizar la distribución combinada de `cut`, `carat` y `precio`.

2.2.12 Cuestión 12.

Los plots en 2D pueden revelar outliers que no se ven en plots de una sola dimensión. Por ejemplo, algunos puntos del plot dado por

```
ggplot(data = diamonds) +  
  geom_point(mapping = aes(x = x, y = y)) +  
  coord_cartesian(xlim = c(4,12), ylim = c(4,12))
```

hacen destacar muchísimo los outliers combinando `x` con `y`, a pesar de que por separado parecen valores normales.

Intenta averiguar porqué un scatterplot resulta más efectivo en este caso que un gráfico con agrupaciones.

3 Enunciado taller

Consideremos las siguientes preguntas relacionadas con el data set `flights`

3.0.1 Cuestión 1

Los retrasos suelen estar correlacionados con el tiempo. Aunque el problema que ha causado el primer retraso de un avión se resuelva, el resto de vuelos se retrasan para que salgan primero los aviones que debían haber partido antes. Intenta usar la función `lag()` explora cómo el retraso de un avión se relaciona con el retraso del avión inmediatamente anterior o posterior.

3.0.2 Solución

Seleccionaremos las salidas de JFK y los retrasos en la salida. Necesitamos ordenar los vuelos por salida

```
flights %>% filter(origin == "JFK") %>%  
  transmute(origin, time_hour, dep_delay) %>%  
  arrange(time_hour) -> flights_time_order
```

```
lapply(1:10, function(x)
  cor(
    flights_time_order$dep_delay,
    lag(flights_time_order$dep_delay, x),
    use = "complete.obs"
  )) -> correlation_delay_lag

correlation_delay_lag <- unlist(correlation_delay_lag)
names(correlation_delay_lag) <- paste("lag", 1:10, sep = "_")
correlation_delay_lag
```

```
##      lag_1      lag_2      lag_3      lag_4      lag_5      lag_6      lag_7
## 0.55227212 0.38265103 0.28005542 0.21765785 0.17309678 0.14035150 0.11570897
##      lag_8      lag_9      lag_10
## 0.09918925 0.09461354 0.08716629
```

Vemos como las correlaciones entre los retrasos decrecen

3.0.3 Cuestión 2

Vamos a por los destinos esta vez. Localiza vuelos que llegaron ‘demasiado rápido’ a sus destinos. Seguramente, el becario se equivocó al introducir el tiempo de vuelo y se trate de un error en los datos. Calcula para ello el cociente entre el tiempo en el aire de cada vuelo relativo al tiempo de vuelo del avión que tardó menos en llegar a dicho destino. ¿Qué vuelos fueron los que más se retrasaron en el aire?

3.0.4 Solución

```
flights %>% filter(origin=="JFK",!is.na(air_time)) -> JFK_fli

JFK_fli %>% right_join( JFK_fli %>% group_by(dest) %>%
  summarise(min_air_time=min(air_time),key="dest")) %>%
  transmute(dest,tailnum,carrier,sched_dep_time,sched_arr_time,air_time,
    min_air_time,rel_air_time_by_dest=air_time/min_air_time) %>%
  arrange(desc(rel_air_time_by_dest))-> JFK_fli
```

```
## Joining, by = "dest"
```

```
JFK_fli
```

```
## # A tibble: 109,079 x 8
##   dest   tailnum carrier sched_dep_time sched_arr_time air_time min_air_time
##   <chr> <chr>   <chr>         <int>         <int>      <dbl>      <dbl>
## 1 ACK   N328JB   B6              800           909        141         35
## 2 BOS   N3FKAA   AA             1605          1740         96         26
## 3 BOS   N346NB   DL             1200          1317         91         26
## 4 BOS   N913XJ   9E              840           1003         86         26
## 5 BOS   N3DRAA   AA             1245          1355         86         26
## 6 BOS   N3FEAA   AA             1245          1350         80         26
## 7 BOS   N279JB   B6             1645          1813         77         26
## 8 BOS   N3FJAA   AA             1600          1720         76         26
## 9 PHL   N8932C   9E              940           1051         61         21
## 10 DCA  N813MQ   MQ              755           910         97         34
## # ... with 109,069 more rows, and 1 more variable: rel_air_time_by_dest <dbl>
```

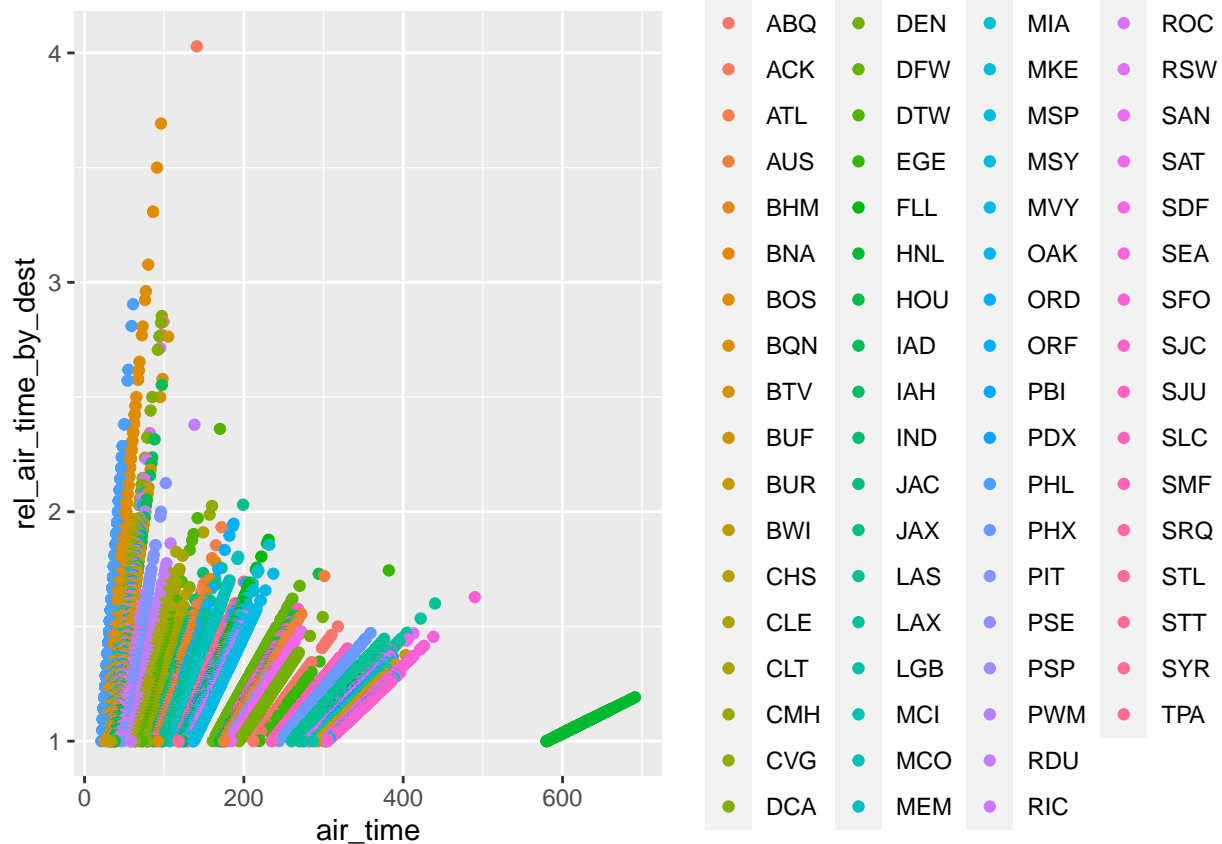
Los vuelos a los aeropuertos con más retraso relativo son de los aeropuertos

```
airports[airports$faa %in% c("ACK","BOS","DCA"),]
```

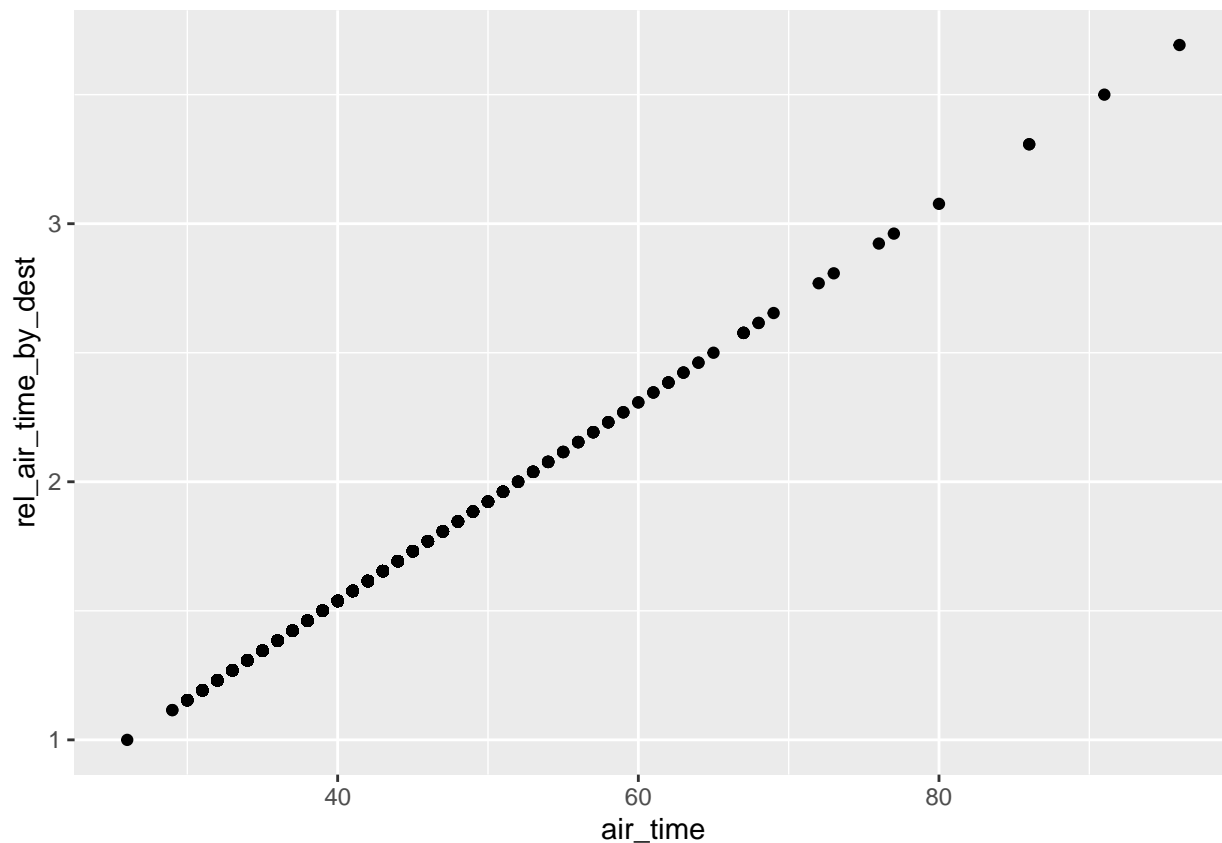
```
## # A tibble: 3 x 8
##   faa   name                lat  lon  alt  tz dst  tzone
##   <chr> <chr>                <dbl> <dbl> <dbl> <dbl> <chr> <chr>
## 1 ACK   Nantucket Mem          41.3 -70.1  48   -5 A   America/New_~
## 2 BOS   General Edward Lawrence Log~ 42.4 -71.0  19   -5 A   America/New_~
## 3 DCA   Ronald Reagan Washington Na~ 38.9 -77.0  15   -5 A   America/New_~
```

Un gráfico de los tiempos relativos contra los absolutos (no interpretéis mucho las rectas pues lo son $y=x/\min$), el gráfico es mejorable.

```
JFK_fli %>% ggplot(aes(x=air_time,y=rel_air_time_by_dest))+ geom_point(aes(col=dest))
```



```
JFK_fli %>% filter(dest=="BOS")%>%
ggplot(aes(x=air_time,y=rel_air_time_by_dest))+ geom_point()
```

3.0.5 Cuestión 3

Encuentra todos los destinos a los que vuelan dos o más compañías y para cada uno de ellos, crea un ranking de las mejores compañías para volar a cada destino (utiliza el criterio que consideres más conveniente como probabilidad de retraso, velocidad o tiempo de vuelo, número de vuelos al año..)

Finalmente, para cada avión (basándonos en el número de cola) cuenta el número de vuelos que hace antes de sufrir su primer retraso de más de una hora. Valora entonces la fiabilidad del avión o de la compañía aérea asociada al mismo.

3.0.6 Solución

```
flights %>% group_by(dest, carrier) %>% count() %>% filter(n >= 2) -> aux
```

```
filter_dest_carrier = paste(aux$dest, aux$carrier)
filter_dest_carrier
```

```
## [1] "ABQ B6" "ACK B6" "ALB EV" "ANC UA" "ATL 9E" "ATL DL" "ATL EV" "ATL FL"
## [9] "ATL MQ" "ATL UA" "ATL WN" "AUS 9E" "AUS AA" "AUS B6" "AUS DL" "AUS UA"
## [17] "AUS WN" "AVL 9E" "AVL EV" "BDL EV" "BDL UA" "BGR EV" "BHM EV" "BNA 9E"
## [25] "BNA EV" "BNA MQ" "BNA WN" "BOS 9E" "BOS AA" "BOS B6" "BOS DL" "BOS EV"
## [33] "BOS UA" "BOS US" "BQN B6" "BQN UA" "BTV 9E" "BTV B6" "BTV EV" "BUF 9E"
## [41] "BUF B6" "BUF DL" "BUF EV" "BUR B6" "BWI 9E" "BWI EV" "BWI MQ" "BWI WN"
## [49] "BZN UA" "CAE 9E" "CAE EV" "CAK FL" "CHO EV" "CHS 9E" "CHS B6" "CHS EV"
## [57] "CLE 9E" "CLE EV" "CLE MQ" "CLE OO" "CLE UA" "CLT 9E" "CLT B6" "CLT EV"
## [65] "CLT MQ" "CLT UA" "CLT US" "CLT YV" "CMH 9E" "CMH EV" "CMH MQ" "CRW MQ"
## [73] "CVG 9E" "CVG DL" "CVG EV" "CVG MQ" "DAY 9E" "DAY EV" "DCA 9E" "DCA DL"
```

```
## [81] "DCA EV" "DCA MQ" "DCA UA" "DCA US" "DEN B6" "DEN DL" "DEN F9" "DEN UA"
## [89] "DEN WN" "DFW 9E" "DFW AA" "DFW EV" "DFW UA" "DSM 9E" "DSM EV" "DTW 9E"
## [97] "DTW DL" "DTW EV" "DTW MQ" "DTW 00" "EGE AA" "EGE UA" "EYW DL" "FLL AA"
## [105] "FLL B6" "FLL DL" "FLL UA" "GRR 9E" "GRR EV" "GSO EV" "GSP 9E" "GSP EV"
## [113] "HDN UA" "HNL HA" "HNL UA" "HOU B6" "HOU WN" "IAD 9E" "IAD B6" "IAD EV"
## [121] "IAD YV" "IAH AA" "IAH UA" "ILM EV" "IND 9E" "IND DL" "IND EV" "IND MQ"
## [129] "IND UA" "JAC DL" "JAC UA" "JAX 9E" "JAX B6" "JAX EV" "LAS AA" "LAS B6"
## [137] "LAS DL" "LAS UA" "LAS VX" "LAX AA" "LAX B6" "LAX DL" "LAX UA" "LAX VX"
## [145] "LGB B6" "MCI 9E" "MCI DL" "MCI EV" "MCO AA" "MCO B6" "MCO DL" "MCO UA"
## [153] "MDW WN" "MEM 9E" "MEM DL" "MEM EV" "MHT 9E" "MHT EV" "MIA AA" "MIA DL"
## [161] "MIA UA" "MKE 9E" "MKE EV" "MKE FL" "MKE WN" "MSN EV" "MSP 9E" "MSP DL"
## [169] "MSP EV" "MSP MQ" "MSP 00" "MSP UA" "MSY 9E" "MSY B6" "MSY DL" "MSY EV"
## [177] "MSY UA" "MSY WN" "MTJ UA" "MVY 9E" "MVY B6" "MYR EV" "OAK B6" "OKC EV"
## [185] "OMA EV" "OMA UA" "ORD 9E" "ORD AA" "ORD B6" "ORD EV" "ORD MQ" "ORD UA"
## [193] "ORF 9E" "ORF EV" "ORF MQ" "PBI AA" "PBI B6" "PBI DL" "PBI EV" "PBI UA"
## [201] "PDX B6" "PDX DL" "PDX UA" "PHL 9E" "PHL DL" "PHL EV" "PHL US" "PHL YV"
## [209] "PHX B6" "PHX DL" "PHX UA" "PHX US" "PHX WN" "PIT 9E" "PIT B6" "PIT DL"
## [217] "PIT EV" "PIT MQ" "PIT UA" "PSE B6" "PSP VX" "PVD EV" "PWM B6" "PWM DL"
## [225] "PWM EV" "RDU 9E" "RDU B6" "RDU EV" "RDU MQ" "RIC 9E" "RIC EV" "ROC 9E"
## [233] "ROC B6" "ROC EV" "RSW 9E" "RSW B6" "RSW DL" "RSW UA" "SAN AA" "SAN B6"
## [241] "SAN DL" "SAN UA" "SAT 9E" "SAT DL" "SAT UA" "SAV EV" "SBN EV" "SDF 9E"
## [249] "SDF EV" "SDF UA" "SEA AA" "SEA AS" "SEA B6" "SEA DL" "SEA UA" "SFO AA"
## [257] "SFO B6" "SFO DL" "SFO UA" "SFO VX" "SJC B6" "SJU AA" "SJU B6" "SJU DL"
## [265] "SJU UA" "SLC B6" "SLC DL" "SMF B6" "SNA UA" "SRQ 9E" "SRQ B6" "SRQ DL"
## [273] "SRQ EV" "STL AA" "STL EV" "STL MQ" "STL UA" "STL WN" "STT AA" "STT DL"
## [281] "STT UA" "SYR 9E" "SYR B6" "SYR EV" "TPA 9E" "TPA AA" "TPA B6" "TPA DL"
## [289] "TPA MQ" "TPA UA" "TUL EV" "TVC EV" "TVC MQ" "TYS 9E" "TYS EV" "XNA EV"
## [297] "XNA MQ"
```

```
flights %>% filter(paste(dest, carrier)%in%
                  filter_dest_carrier&!is.na(arr_delay)) %>%
  transmute(dest, carrier, arr_delay, flights_delayeds = arr_delay >= 5)%>%
  group_by(dest, carrier) %>%
  summarise(
    total_flights = n(),
    total_flights_delayeds = sum(flights_delayeds),
    percent_flights_delayeds = 100 * total_flights_delayeds / total_flights
  ) %>%
  arrange(percent_flights_delayeds, total_flights) %>%
  print(pp, n = 20, width = 5)
```

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

```
## # A
## #   tibble:
## #     297
## #     x
## #     5
## # Groups:
## #   dest
## #   [103]
## #   ...
## #   with
## #   277
## #   more
```

```
## # rows,
## # and
## # 5
## # more
## # variables:
## # dest <chr>,
## # carrier <chr>,
## # total_flights <int>,
## # total_flights_delayeds <int>,
## # percent_flights_delayeds <dbl>
```

4 Preguntas

Entregad en un fichero Rmd y html (y subirlos a la actividad correspondiente) que responda estas preguntas:

4.1 Pregunta 1

Para las cada una de las tres cuestiones:

1. Comentar qué hace cada línea de código. (5 puntos)
2. Utilizar las salidas del código para responder a la cuestión o justificar que no es posible responder a la cuestión planteada. (2 puntos)

4.2 Pregunta 2

Para las cada una de las tres cuestiones introducid alguna mejora en el el código que mejore total o parcialmente las soluciones de las tres cuestiones propuestas. (3 puntos/ uno por cada cuestión.)

5 Emisiones de CO2 en el mundo.

El siguiente enlace WorldBankCO2 nos da acceso a un conocido data set de THE WORLD BANK. En concreto la versión de este data set es la de de Tableau Open Data Sets una colección de datos del programa Tableau que es un programa para representar gráficas, paneles de control o *dahsboards* y los llamados KPIs.

En esta actividad se trata en primer lugar que entendáis los datos del fichero y que lo leáis de forma directa desde el archivo .xlsx y transforméis en tibbles o data frames de R.

El fichero excel consta de 9 hojas y podemos explorarlo y leerlo con varios paquetes de R. Uno de estos es `readr`

Por ejemplo el siguiente código nos da los nombres de las sheets del fichero

```
library(readxl)
filename="World_Bank_CO2.xlsx"
sheets_names <- readxl::excel_sheets(filename)
sheets_names

## [1] "About" "CO2 (kt) Pivoted"
## [3] "CO2 (kt) RAW DATA" "CO2 Data Cleaned"
## [5] "CO2 (kt) for Split" "CO2 for World to Union"
## [7] "CO2 Per Capita RAW DATA" "CO2 Per Capita (Pivoted)"
## [9] "Metadata - Countries"
```

Ahora podemos leer cada hoja


```
## "Country Name, Country Code, Indicator Name, Indicator Code, 1960, 1961, 1962, 1963, 1964, 1965, 1966, 1967, 1968, 1969, 1970, 1971, 1972, 1973, 1974, 1975, 1976, 1977, 1978, 1979, 1980, 1981, 1982, 1983, 1984, 1985, 1986, 1987, 1988, 1989, 1990, 1991, 1992, 1993, 1994, 1995, 1996, 1997, 1998, 1999, 2000, 2001, 2002, 2003, 2004, 2005, 2006, 2007, 2008, 2009, 2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020"
##
## `$`C02 Per Capita (Pivoted)`
##
##                                     class
##                                     "tbl_df, tbl, data.frame"
##                                     col_names
## "Country Name, Country Code, Year, C02 Per Capita (metric tons)"
##
## `$`Metadata - Countries`
##
##                                     class
##                                     "tbl_df, tbl, data.frame"
##                                     col_names
## "Country Code, Region, IncomeGroup, SpecialNotes, TableName"
```

5.0.1 Contexto mundial en emisiones de contaminantes

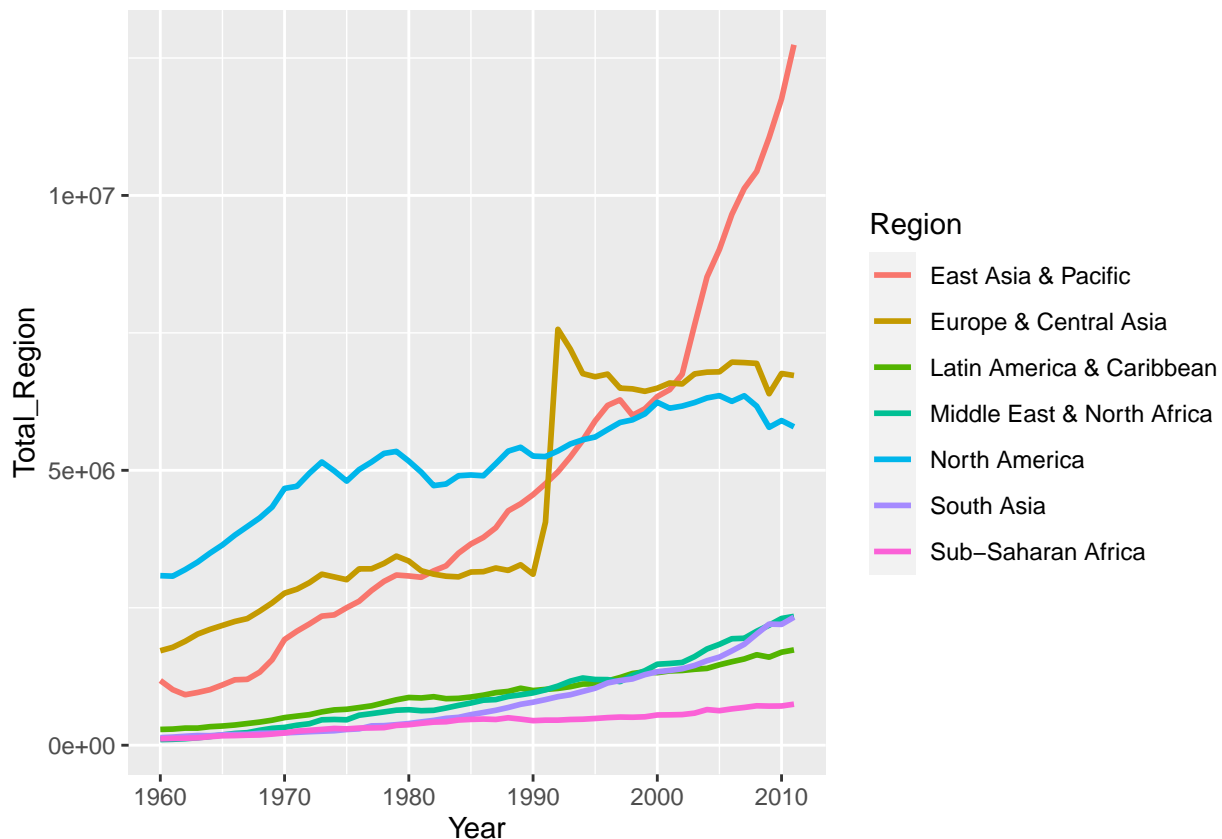
Os pongo algunos enlaces. A partir de estos buscad más.

- Protocolo de kioto (wikipedia)
- Cambio Climático .org
- Acuerdo de París
- Acuerdo de París Comisión Europea

5.1 Un gráfico

```
all_data_C02$`C02 (kt) Pivoted` %>% group_by(`Year`, `Region`) %>% summarise(Total_Region=sum(`C02 (kt)`, na.rm=T))
```

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



5.2 Conversiones desde los raw data y ajuste de metadatos

Primero por unas cuestiones de comodidad modificaremos los nombres de las tibbles y de las variables de cada tibble para no necesitar ponerlos entre “.

```
data_C02=all_data_C02
names(data_C02)

## [1] "About"                "C02 (kt) Pivoted"
## [3] "C02 (kt) RAW DATA"   "C02 Data Cleaned"
## [5] "C02 (kt) for Split"   "C02 for World to Union"
## [7] "C02 Per Capita RAW DATA" "C02 Per Capita (Pivoted)"
## [9] "Metadata - Countries"

long_names=names(data_C02)# los guardo para el jefe
long_names

## [1] "About"                "C02 (kt) Pivoted"
## [3] "C02 (kt) RAW DATA"   "C02 Data Cleaned"
## [5] "C02 (kt) for Split"   "C02 for World to Union"
## [7] "C02 Per Capita RAW DATA" "C02 Per Capita (Pivoted)"
## [9] "Metadata - Countries"

arreglo_names=function(x) return(gsub("_$", "", gsub("(_+)", "_", gsub("\\(|\\)|\\|\\|\\|\\|s", "_", names(x))))
names(data_C02)=arreglo_names(data_C02)
names(data_C02)

## [1] "About"                "C02_kt_Pivoted"
## [3] "C02_kt_RAW_DATA"      "C02_Data_Cleaned"
## [5] "C02_kt_for_Split"     "C02_for_World_to_Union"
## [7] "C02_Per_Capita_RAW_DATA" "C02_Per_Capita_Pivoted"
## [9] "Metadata_Countries"

for(sheet in 1:length(data_C02)) {
  names(data_C02[[sheet]])=arreglo_names(data_C02[[sheet]])
}

print(data_C02$C02_kt_RAW_DATA,n=20,width = 5)

## # A
## #   tibble:
## #     248
## #     x
## #     60
## #     ...
## #   with
## #     228
## #   more
## #   rows,
## #   and
## #     60
## #   more
## #   variables:
## #     Country_Name <chr>,
## #     Country_Code <chr>,
## #     Indicator_Name <chr>,
```

```

## # Indicator_Code <chr>,
## # `1960` <chr>,
## # `1961` <chr>,
## # `1962` <chr>,
## # `1963` <chr>,
## # `1964` <chr>,
## # `1965` <chr>,
## # `1966` <chr>,
## # `1967` <chr>,
## # `1968` <chr>,
## # `1969` <chr>,
## # `1970` <chr>,
## # `1971` <chr>,
## # `1972` <chr>,
## # `1973` <chr>,
## # `1974` <chr>,
## # `1975` <chr>,
## # `1976` <chr>,
## # `1977` <chr>,
## # `1978` <chr>,
## # `1979` <chr>,
## # `1980` <chr>,
## # `1981` <chr>,
## # `1982` <chr>,
## # `1983` <chr>,
## # `1984` <chr>,
## # `1985` <chr>,
## # `1986` <chr>,
## # `1987` <chr>,
## # `1988` <chr>,
## # `1989` <chr>,
## # `1990` <chr>,
## # `1991` <chr>,
## # `1992` <chr>,
## # `1993` <chr>,
## # `1994` <chr>,
## # `1995` <chr>,
## # `1996` <chr>,
## # `1997` <chr>,
## # `1998` <chr>,
## # `1999` <chr>,
## # `2000` <chr>,
## # `2001` <chr>,
## # `2002` <chr>,
## # `2003` <chr>,
## # `2004` <chr>,
## # `2005` <chr>,
## # `2006` <chr>,
## # `2007` <chr>,
## # `2008` <chr>,
## # `2009` <chr>,
## # `2010` <chr>,
## # `2011` <chr>,
## # `2012` <lg1>,

```

```
## # `2013` <lgl>,
## # `2014` <lgl>,
## # `2015` <lgl>
```

```
glimpse(data_CO2$CO2_kt_RAW_DATA) # es similar en algunos caso a str pero es mas adecuado para tibbles
```

```
## Rows: 248
## Columns: 60
## $ Country_Name <chr> "Aruba", "Andorra", "Afghanistan", "Angola", "Albania", ~
## $ Country_Code <chr> "ABW", "AND", "AFG", "AGO", "ALB", "ARB", "ARE", "ARG", ~
## $ Indicator_Name <chr> "CO2 emissions (kt)", "CO2 emissions (kt)", "CO2 emissi~
## $ Indicator_Code <chr> "EN.ATM.CO2E.KT", "EN.ATM.CO2E.KT", "EN.ATM.CO2E.KT", "~
## $ `1960` <chr> "null", "null", "414.37099999999998", "550.049999999999~
## $ `1961` <chr> "null", "null", "491.37799999999999", "454.7080000000000~
## $ `1962` <chr> "null", "null", "689.39599999999996", "1180.773999999999~
## $ `1963` <chr> "null", "null", "707.73099999999999", "1151.438000000000~
## $ `1964` <chr> "null", "null", "839.743000000000005", "1224.778", "2016~
## $ `1965` <chr> "null", "null", "1008.425", "1188.10799999999999", "2174~
## $ `1966` <chr> "null", "null", "1092.766000000000001", "1554.808", "2552~
## $ `1967` <chr> "null", "null", "1283.45", "993.75699999999995", "2680.~
## $ `1968` <chr> "null", "null", "1224.778", "1672.152", "3072.9459999999~
## $ `1969` <chr> "null", "null", "942.41899999999998", "2786.92", "3245.~
## $ `1970` <chr> "null", "null", "1672.152", "3582.659000000000001", "3744~
## $ `1971` <chr> "null", "null", "1895.83899999999999", "3410.31", "4352.~
## $ `1972` <chr> "null", "null", "1532.806", "4506.743000000000004", "5643~
## $ `1973` <chr> "null", "null", "1639.14899999999999", "4880.777", "5291~
## $ `1974` <chr> "null", "null", "1917.84099999999999", "4873.443000000000~
## $ `1975` <chr> "null", "null", "2126.86", "4415.068000000000002", "4594.~
## $ `1976` <chr> "null", "null", "1987.51399999999999", "3285.632000000000~
## $ `1977` <chr> "null", "null", "2390.884", "3534.98799999999998", "5720~
## $ `1978` <chr> "null", "null", "2159.86299999999998", "5412.492000000000~
## $ `1979` <chr> "null", "null", "2240.53699999999998", "5504.167000000000~
## $ `1980` <chr> "null", "null", "1760.16", "5346.48599999999999", "5170.~
## $ `1981` <chr> "null", "null", "1983.847", "5280.48", "7341.3339999999~
## $ `1982` <chr> "null", "null", "2101.19099999999998", "4649.756000000000~
## $ `1983` <chr> "null", "null", "2522.896000000000002", "5115.465000000000~
## $ `1984` <chr> "null", "null", "2830.924", "5009.122000000000003", "7825~
## $ `1985` <chr> "null", "null", "3509.319", "4701.094000000000001", "7880~
## $ `1986` <chr> "179.68299999999999", "null", "3142.619000000000001", "46~
## $ `1987` <chr> "447.374000000000002", "null", "3124.284000000000001", "58~
## $ `1988` <chr> "612.389000000000001", "null", "2867.594000000000001", "51~
## $ `1989` <chr> "649.058999999999997", "null", "2775.91899999999999", "50~
## $ `1990` <chr> "1840.834000000000001", "null", "2676.91", "4429.73599999~
## $ `1991` <chr> "1928.842000000000001", "null", "2493.56", "4367.39699999~
## $ `1992` <chr> "1723.49", "null", "1426.463", "4418.73499999999997", "2~
## $ `1993` <chr> "1771.161000000000001", "null", "1375.125", "5801.1940000~
## $ `1994` <chr> "1763.827", "null", "1320.12", "3890.68699999999999", "1~
## $ `1995` <chr> "1782.162", "407.036999999999998", "1268.78199999999999", ~
## $ `1996` <chr> "1800.497000000000001", "425.372000000000001", "1199.10899~
## $ `1997` <chr> "1837.16699999999999", "458.375", "1114.768", "7381.6710~
## $ `1998` <chr> "1712.489", "484.043999999999998", "1056.096", "7308.331~
## $ `1999` <chr> "1749.159000000000001", "513.38", "832.40899999999999", "~
## $ `2000` <chr> "2321.21099999999998", "524.380999999999997", "781.071000~
## $ `2001` <chr> "2357.88099999999999", "524.380999999999997", "645.392000~
## $ `2002` <chr> "2372.549", "531.715000000000003", "894.748000000000005", ~
```



```
## $ `2003`      <chr> "2416.5529999999999", "535.38199999999995", "1037.761", ~
## $ `2004`      <chr> "2420.21999999999998", "564.71799999999996", "957.086999~
## $ `2005`      <chr> "2497.22699999999999", "575.719000000000005", "1338.45499~
## $ `2006`      <chr> "2497.22699999999999", "546.383000000000004", "1657.48399~
## $ `2007`      <chr> "2592.569", "539.048999999999998", "2280.87399999999998", ~
## $ `2008`      <chr> "2508.228000000000001", "539.048999999999998", "4217.05", ~
## $ `2009`      <chr> "2522.896000000000002", "517.047000000000003", "6776.616", ~
## $ `2010`      <chr> "2456.89", "517.047000000000003", "8470.77", "29743.037"~
## $ `2011`      <chr> "2438.554999999999998", "491.377999999999999", "12251.447"~
## $ `2012`      <lg1> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, ~
## $ `2013`      <lg1> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, ~
## $ `2014`      <lg1> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, ~
## $ `2015`      <lg1> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, ~
```

```
#str(all_data_CO2$`CO2_(kt)_RAW_DATA`)
```

```
library(naniar) # cargar para la función replace_with_na. El paquete naniar aporta utilizados para elimi
# ver un manual en https://cran.r-project.org/web/packages/naniar/vignettes/getting-started-w-naniar.ht
# data_CO2$CO2_kt_RAW_DATA %>% gather(`1960`:`2015`, key="Year", value="CO2") %>%
#   naniar::replace_with_na(replace = list(CO2 = "null")) %>%
#   mutate(Year=as.integer(Year), CO2=as.numeric(CO2)) %>%
#   arrange(Country_Code) -> aux
```

```
data_CO2$CO2_kt_RAW_DATA %>%
  pivot_longer(names_to="Year",
               values_to="CO2",
               `1960`:`2015`)%>%
  naniar::replace_with_na(replace = list(CO2 = "null")) %>%
  mutate(Year = as.integer(Year), CO2 = as.numeric(CO2)) %>%
  arrange(Country_Code) -> aux
```

```
print(aux,n=10,width=5)
```

```
## # A
## #   tibble:
## #     13,888
## #     x
## #     6
## #   ...
## #   with
## #     13,878
## #   more
## #   rows,
## #   and
## #     6
## #   more
## #   variables:
## #     Country_Name <chr>,
## #     Country_Code <chr>,
## #     Indicator_Name <chr>,
## #     Indicator_Code <chr>,
## #     Year <int>,
## #     CO2 <dbl>
```

```

periodos=table(data_C02$C02_kt_Pivoted$Year)
periodos

##
## 1960 1961 1962 1963 1964 1965 1966 1967 1968 1969 1970 1971 1972 1973 1974 1975
## 213 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214
## 1976 1977 1978 1979 1980 1981 1982 1983 1984 1985 1986 1987 1988 1989 1990 1991
## 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214
## 1992 1993 1994 1995 1996 1997 1998 1999 2000 2001 2002 2003 2004 2005 2006 2007
## 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214 214
## 2008 2009 2010 2011
## 214 214 214 214

all(periodos==214) # hay alguno el primero 1960 que parece que falta algo

## [1] FALSE

year_country=table(data_C02$C02_kt_Pivoted$Year,data_C02$C02_kt_Pivoted$Country_Code)
#year_country # es muy grande mejor contemos las frecuencias de apariciones
table(year_country)

## year_country
##      0      1
##      1 11127

str(year_country)

## 'table' int [1:52, 1:214] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
## - attr(*, "dimnames")=List of 2
## ..$ : chr [1:52] "1960" "1961" "1962" "1963" ...
## ..$ : chr [1:214] "ABW" "AFG" "AGO" "ALB" ...

indice=which(year_country==0,arr.ind = TRUE)
indice

##      row col
## 1960    1 174

dimnames(year_country)[[1]][indice[1]]

## [1] "1960"

dimnames(year_country)[[2]][indice[2]]

## [1] "SMR"

data_C02$C02_kt_Pivoted[data_C02$C02_kt_Pivoted$Country_Code=="SMR",]

## # A tibble: 51 x 5
##   Country_Name Country_Code Region      Year CO2_kt
##   <chr>         <chr>      <chr>    <dbl>  <dbl>
## 1 San Marino   SMR        Europe & Central Asia 1961    NA
## 2 San Marino   SMR        Europe & Central Asia 1962    NA
## 3 San Marino   SMR        Europe & Central Asia 1963    NA
## 4 San Marino   SMR        Europe & Central Asia 1964    NA
## 5 San Marino   SMR        Europe & Central Asia 1965    NA
## 6 San Marino   SMR        Europe & Central Asia 1966    NA
## 7 San Marino   SMR        Europe & Central Asia 1967    NA
## 8 San Marino   SMR        Europe & Central Asia 1968    NA

```

```
## 9 San Marino SMR Europe & Central Asia 1969 NA
## 10 San Marino SMR Europe & Central Asia 1970 NA
## # ... with 41 more rows
```

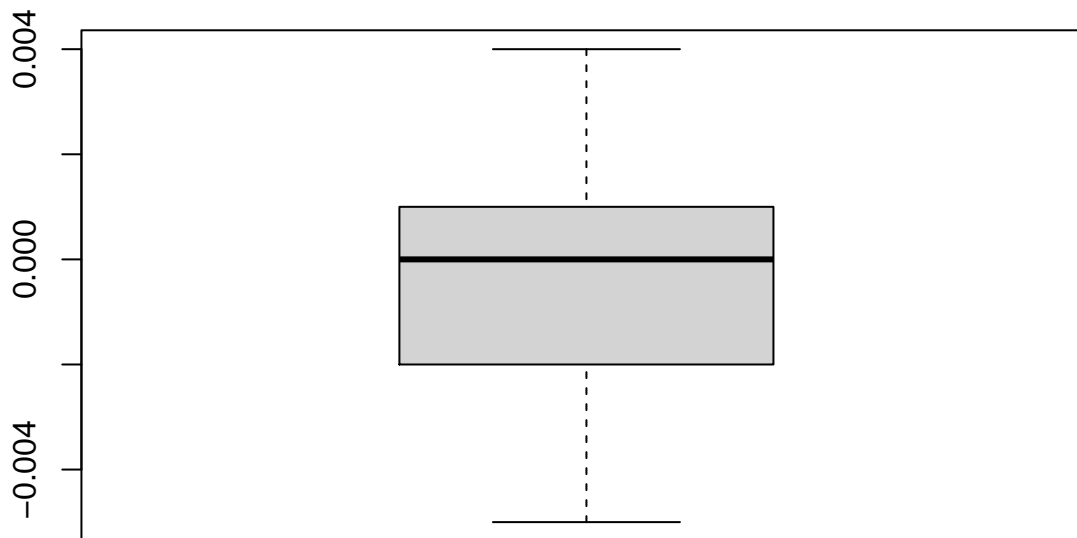
```
inner_join(aux,data_C02$C02_kt_Pivoted) %>% mutate(dif=C02-C02_kt) -> aux2
```

```
## Joining, by = c("Country_Name", "Country_Code", "Year")
```

```
summary(aux2$dif) # los errores pueden ser debidos al redondeo al convertir as.numeric(C02)
```

```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.     NA's
## -5e-03 -2e-03   0e+00 -3e-04   1e-03   4e-03   2095
```

```
boxplot(aux2$dif)
```



```
print(aux2,whihd=5)
```

```
## # A tibble: 11,127 x 9
```

```
##   Country_Name Country_Code Indicator_Name Indicator_Code Year  C02 Region
##   <chr>         <chr>         <chr>         <chr>         <dbl> <dbl> <chr>
## 1 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1960   NA Latin~
## 2 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1961   NA Latin~
## 3 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1962   NA Latin~
## 4 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1963   NA Latin~
## 5 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1964   NA Latin~
## 6 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1965   NA Latin~
## 7 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1966   NA Latin~
## 8 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1967   NA Latin~
## 9 Aruba        ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1968   NA Latin~
## 10 Aruba       ABW          C02 emissions~ EN.ATM.CO2E.KT 1969   NA Latin~
## # ... with 11,117 more rows, and 2 more variables: C02_kt <dbl>, dif <dbl>
```

```
data_clean=aux2 %>% inner_join(data_C02$C02_Per_Capita_Pivoted) %>% inner_join(data_C02$Metadata_Country)
```

```
## Joining, by = c("Country_Name", "Country_Code", "Year")
```

```
## Joining, by = c("Country_Code", "Region")
```

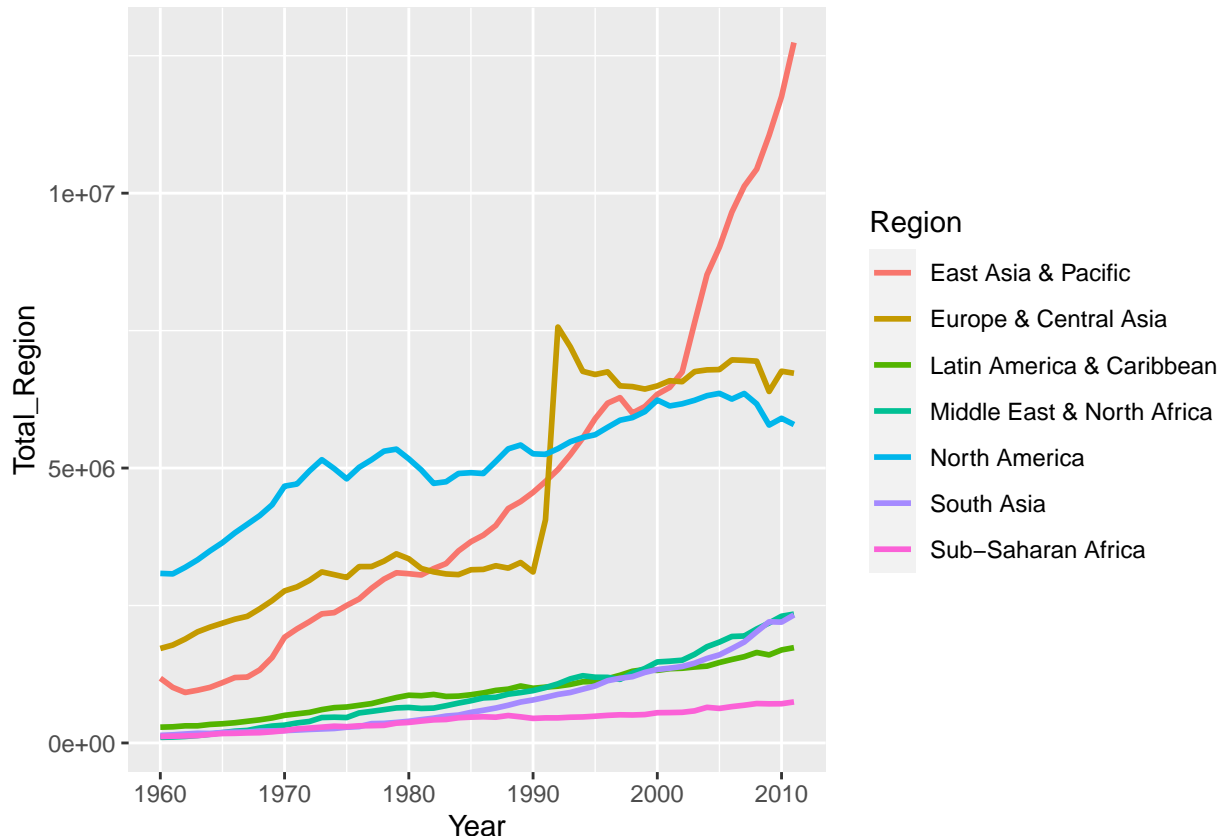
5.2.1 Preguntas y gráficos

```
glimpse(data_clean)
```

```
## Rows: 11,127
## Columns: 13
## $ Country_Name      <chr> "Aruba", "Aruba", "Aruba", "Aruba", "Aru...
## $ Country_Code      <chr> "ABW", "ABW", "ABW", "ABW", "ABW", "ABW"...
## $ Indicator_Name     <chr> "CO2 emissions (kt)", "CO2 emissions (kt...
## $ Indicator_Code     <chr> "EN.ATM.CO2E.KT", "EN.ATM.CO2E.KT", "EN....
## $ Year              <dbl> 1960, 1961, 1962, 1963, 1964, 1965, 1966...
## $ CO2               <dbl> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, ...
## $ Region            <chr> "Latin America & Caribbean", "Latin Amer...
## $ CO2_kt            <dbl> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, ...
## $ dif               <dbl> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, ...
## $ CO2_Per_Capita_metric_tons <dbl> NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, ...
## $ IncomeGroup       <chr> "High income: nonOECD", "High income: no...
## $ SpecialNotes      <chr> "SNA data for 2000-2011 are updated from...
## $ TableName         <chr> "Aruba", "Aruba", "Aruba", "Aruba", "Aru..."
```

```
data_clean %>% group_by(Year,Region) %>% summarise(Total_Region=sum(CO2_kt,na.rm=TRUE)) %>% ggplot(aes(
```

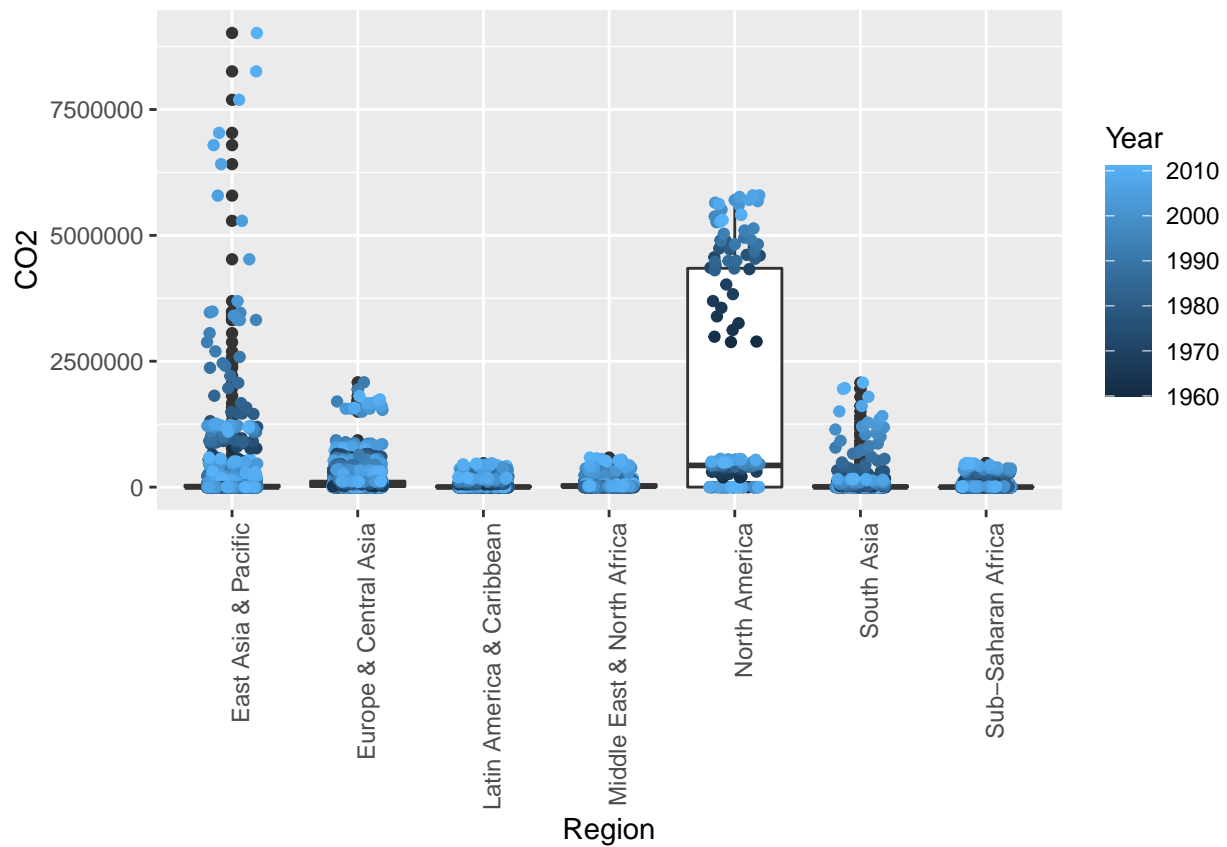
```
## `summarise()` has grouped output by 'Year'. You can override using the `.groups` argument.
```



```
data_clean %>% ggplot(aes(Region,CO2,colour=Year)) + geom_boxplot() + theme(axis.text.x = element_text(
```

```
## Warning: Removed 2095 rows containing non-finite values (stat_boxplot).
```

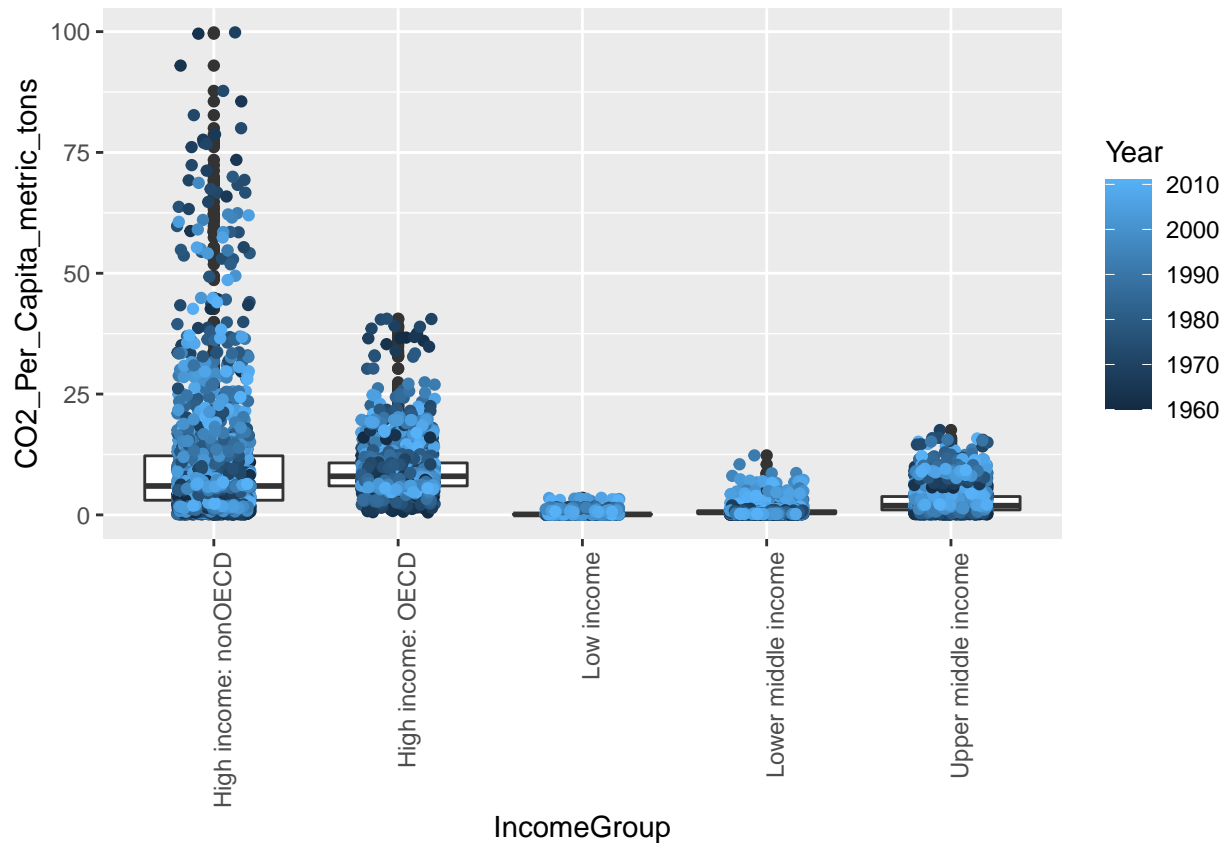
```
## Warning: Removed 2095 rows containing missing values (geom_point).
```



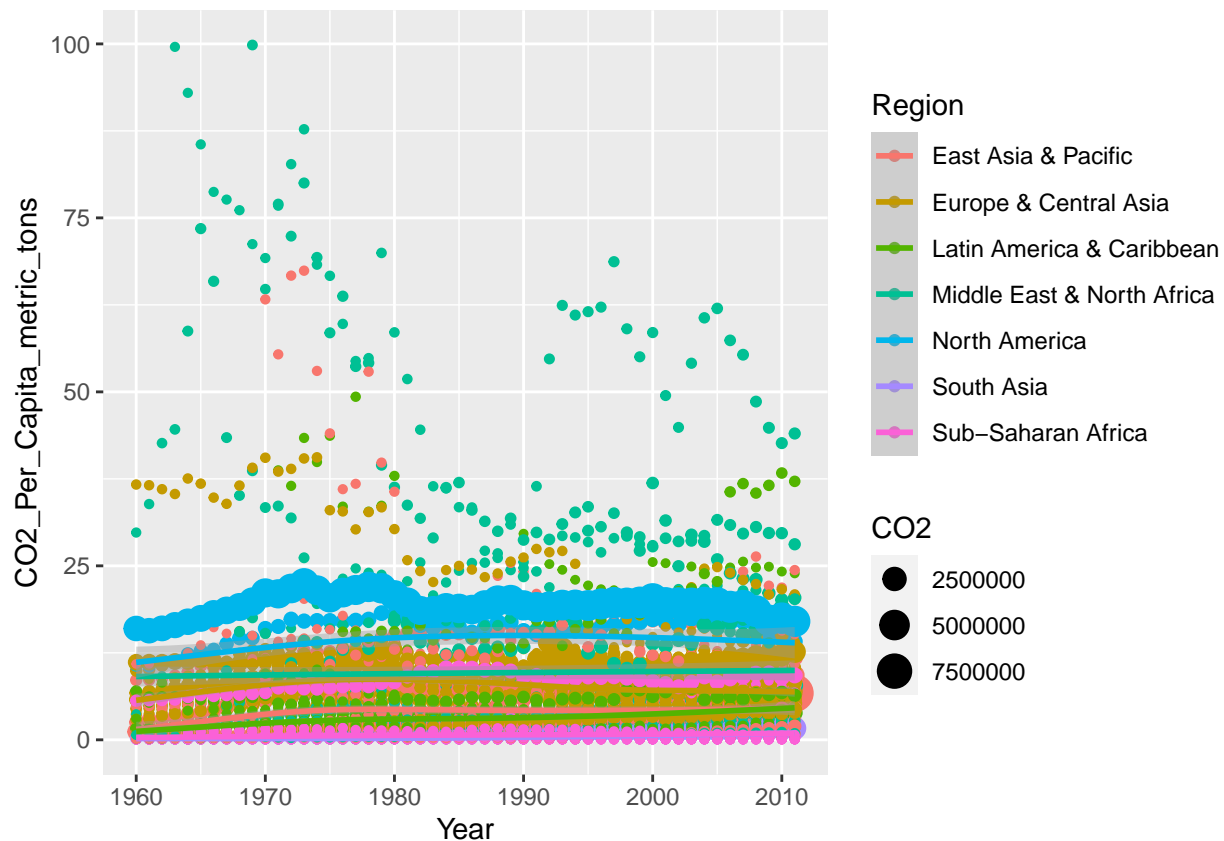
```
data_clean %>% ggplot(aes(IncomeGroup,CO2_Per_Capita_metric_tons,colour=Year)) + geom_boxplot() + theme
```

```
## Warning: Removed 2098 rows containing non-finite values (stat_boxplot).
```

```
## Warning: Removed 2098 rows containing missing values (geom_point).
```

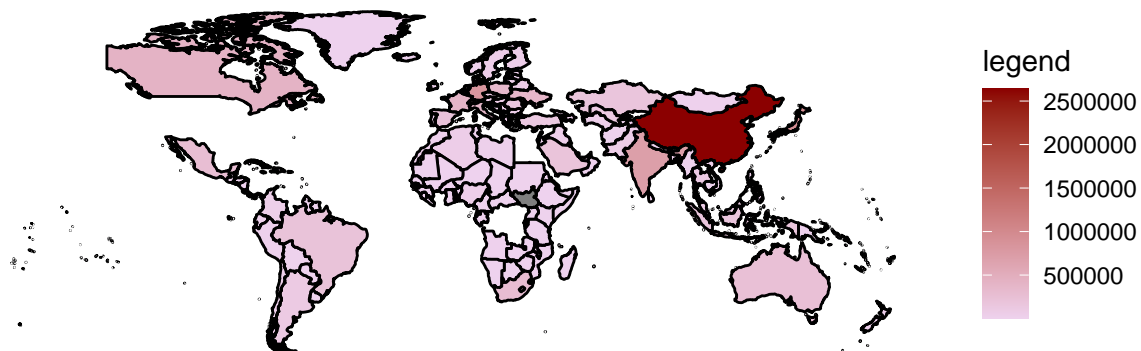


```
data_clean %>% ggplot(aes(Year,CO2_Per_Capita_metric_tons,colour=Region)) + geom_point(aes(size=CO2) ) +
## `geom_smooth()` using method = 'gam' and formula 'y ~ s(x, bs = "cs")'
## Warning: Removed 2098 rows containing non-finite values (stat_smooth).
## Warning: Removed 2098 rows containing missing values (geom_point).
```



```
WorldData <- map_data('world')
#df <- data.frame(region=c('Hungary', 'Lithuania', 'Argentina'), value=c(4, 10, 11))
color= data_clean %>% group_by(Country_Name) %>% summarise(media=mean(CO2, na.rm=TRUE))
Mydata_plot <- inner_join(WorldData, color, by=c("region"="Country_Name"))
Mydata_plot %>% ggplot() +
  geom_polygon(data=Mydata_plot, aes(x=long, y=lat, group = group, fill=media), colour="black") +
  scale_fill_continuous(low = "thistle2", high = "darkred", guide="colorbar") +
  theme_bw() +
  labs(fill = "legend", title = "Title", x="", y="") +
  scale_y_continuous(breaks=c()) +
  scale_x_continuous(breaks=c()) +
  theme(panel.border = element_blank()) + coord_fixed(1)
```

Title



6 Análisis de datos 2021/22: Práctica del Bloque 1: Datos de emisiones de CO2 en el mundo.

6.1 Modelo de Datos CO2 y fuente de los datos

El siguiente enlace WorldBankCO2 nos da acceso a un conocido data set de THE WORLD BANK. En concreto la versión de este data set es la de de Tableau Open Data Sets una colección de datos del programa Tableau que es un programa para representar gráficas, paneles de control o *dahsboards* y los llamados KPIs.

6.1.1 Contexto mundial en emisiones de contaminantes

Los siguientes enlaces sirven para saber el contexto de los datos de emisiones mundiales de CO2 . A partir de podéis buscar más.

- Protocolo de kioto (wikipedia)
- Cambio Climático .org
- Acuerdo de París
- Acuerdo de París Comisión Europea

6.2 Cuestiones

Redactar un informe que responda las siguientes cuestiones siguiendo las indicaciones de la cuestión 0.

Hay que subir a la actividad correspondiente de la asignatura en Aula Digital el fichero `.Rmd` y el `.html`.

6.2.1 Cuestión 0

Tenéis que resolver las siguientes cuestiones editando un informe siguiendo las siguientes instrucciones:

- La salida debe tener índice navegable y las **chunks** deben cachear los datos.
- El código debe estar bien indentado, con los comentarios necesarios y los nombres de las variables y funciones suficientemente informativos y en un solo idioma. Las funciones y nombres de variables dentro del texto deben estar en la fuente del código.
- Se debe hacer referencia a la fuente de los datos.
- Cada salida debe tener una conclusión debidamente redactada, sucinta y clara.
- Esta parte se evalúa como presentación global y vale *2.5 puntos*.

6.2.2 Cuestión 1

1. Cargar y depurar la tabla de datos. A partir de las hojas del excel de datos **raw** (C02 y C02pc) y de la hoja de metadatos construid con código de **tidyverse** (**dplyr** y compañía) comprensible y elegante una tibble que contenga, para cada observación y variable con el tipo de dato adecuado (**numeric**, **character**, **factor**...) y con el nombre que se pone entre paréntesis, las siguientes variables: (*1.25 puntos*)
 - El código de País (**Country_Code**).
 - El nombre del País (**Country_Name**).
 - El año de la observación (**Year**)
 - La observación de CO2 para ese año y país (**C02**)
 - La observación del CO2 por cápita para ese año y país (**C02pc**).
 - Los metadatos de región e ingresos (**Region**, **Income_group**).
2. Mostrad unos resúmenes preliminares de los datos (sin agrupar, agrupados es la siguiente cuestión) y comentad la estructura y una descripción detallada de qué significa cada variable y si es necesario de los niveles o de los valores de cada variable (en especial de los metadatos). (*1.25 puntos*)

6.2.3 Cuestión 2

Se pide:

1. Haced algunas estadísticas de emisiones que muestren la evolución temporal de las emisiones de `C02` y `C02pc` a lo largo de los años y agrupadas para cada variable de metadatos. (*1.25 puntos*)
2. Representar con dos o más gráficos de `ggplot` las series temporales de las gráficas anteriores donde se muestre como `x` el `Year` y como `y` el `C02` o el `C02pc` poniendo nombres adecuados y explicativos a los gráficos y a las leyendas. Representad también las variables de metadatos o la `y` ausente (cuando es el `C02` representad el `C02pc` y viceversa) (*1.25 puntos*)

6.2.4 Cuestión 3

En la práctica del Taller del CO2 que se adjunta y se explicó en clase) se representó un mapa con alguna de las informaciones que contiene la tabla por país.

Ese mapa tenía algunos problemas:

- Con el código de país o el nombre del país de la tabla de `CO2`.
- De algunos países no se dibujaba su frontera.

Corregid estos errores con el mapa que se dio en el ejemplo o con otros mapas que podáis utilizar con `ggplot2`.

Se pide:

1. Construid una tibble *adecuada* que contenga los datos del mapa y los datos de la tabla de `CO2`. (*1 punto*)
2. Dibujad un mapa por países coloreando en función de la cantidad `C02` o por la cantidad `C02pc` (*1 punto*)
3. Idead y dibujad dos mapas más que incorporen de alguna manera alguno de los metadatos. (*0.5 pt + 2 puntos extra si los mapas son muy informativos*)