Tarea 2

Lorena Pérez

25/05/2021

Entrega

Esta tarea tiene que estar disponible en su repositorio de GitHub con el resto de las actividades y tareas del curso el 26 de Mayo. Asegurate que tanto Federico como yo seamos colaboradoras de tu proyecto privado Tareas_STAT_NT. Recordar seleccionar en en opciones de proyecto, codificación de texto UTF-8. La tarea debe ser realizada en RMarkdown, la tarea es individual por lo que cada uno tiene que escribir su propia versión de la misma. El repositorio debe contener el archivo .Rmd con la solución de la tarea y los archivos que sean necesarios para su reproducibilidad. Vamos a utilizar la biblioteca `gapminder`, por lo que si no la usaste anteriormente tenés que instalarla y luego cargarla. Para obtener la descripción del paquete `library(help = "gapminder")` y para saber sobre la base `?gapminder`.

Recordá que todas las Figuras deben ser autocontenidas, deben tener toda la información necesaria para que se entienda la información que se presenta. Todas las Figuras deben tener leyendas, títulos. El título (caption) debe contener el número de la Figura así como una breve explicación de la información en la misma. Adicionalmente en las Figuras los nombre de los ejes tienen que ser informativos. En el YAML en Tarea_2.Rmd verás `fig_caption: true` para que salgan los `caption` en el chunk de código debes incluir `fig.cap =` "Poner el que tipo de gráfico es y algún comentario interesante de lo que ves". Luego en el cuerpo del documento podés hacer comentarios extendidos sobre lo que muestra la figura.

Idea básica de regresión lineal

Una regresión lineal es una aproximación utilizada para modelar la relación entre dos variables que llamaremos `X` e `Y`. Donde Y es la variable que queremos explicar y X la variable explicativa (regresión simple).

El análisis de regresión ajusta una curva a travéz de los datos que representa la media de Y dado un valor especificado de X. Si ajustamos una regresión lineal a los datos consideramos "la curva media" como aquella que mejor ajusta a los datos.

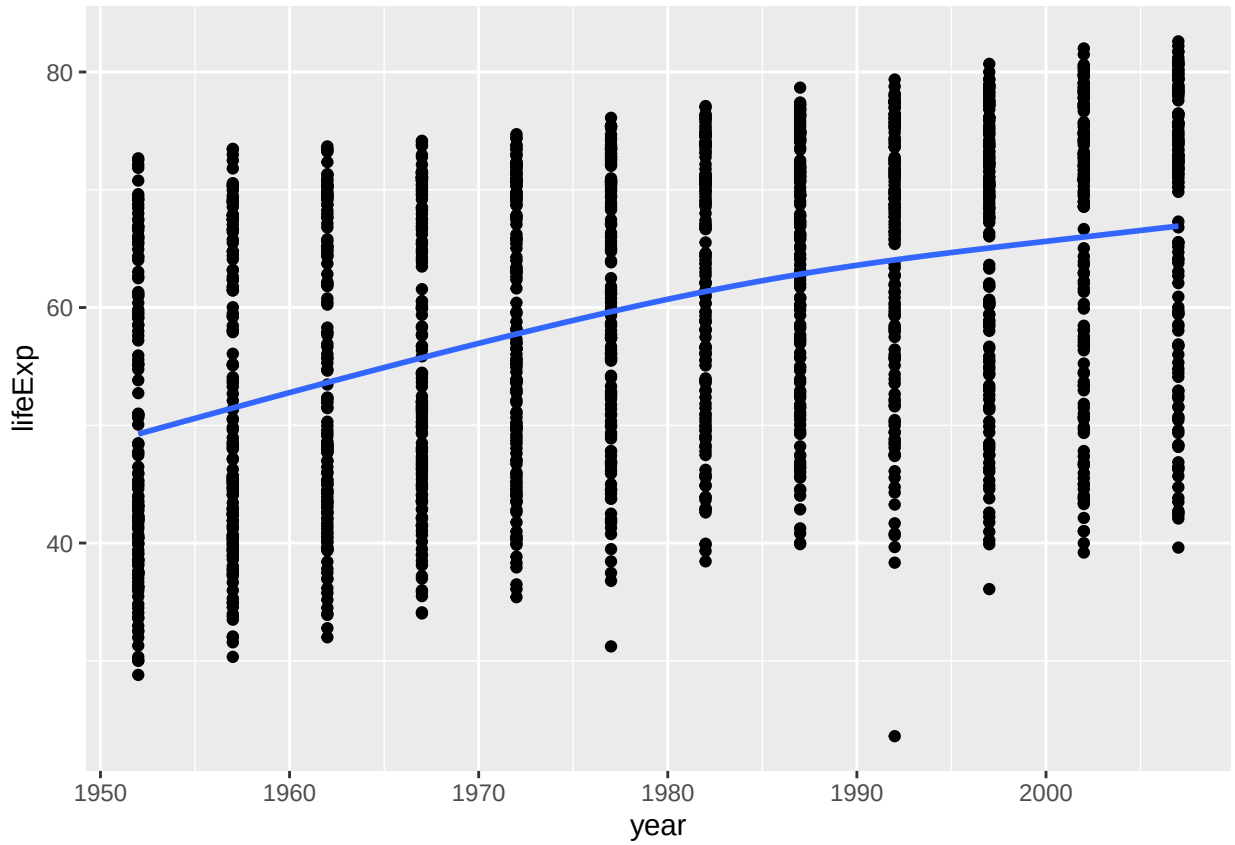
Algunas veces ajustamos curvas genéricas promediando puntos cercanos entre si con métodos de suavizado no necesariamente lineales. ¿Cómo incluimos una recta de regresión en nuestro gráfico?

Para agregar una linea de regresión o una curva tinenes que agregar una capa a tu gráfico `geom_smoth`. Probablemente dos de los argumentos más útiles de `geom_smoth` son:

- `method = ...`
  - ...“lm” para una linea recta. `lm` “Linear Model”.
  - ...otro para una curva genérica (llamada de suavizado; por defecto, es la parte `smooth` de `geom_smooth`).
  - `se=...` controla si los intervalos de confianza son dibujados o no.

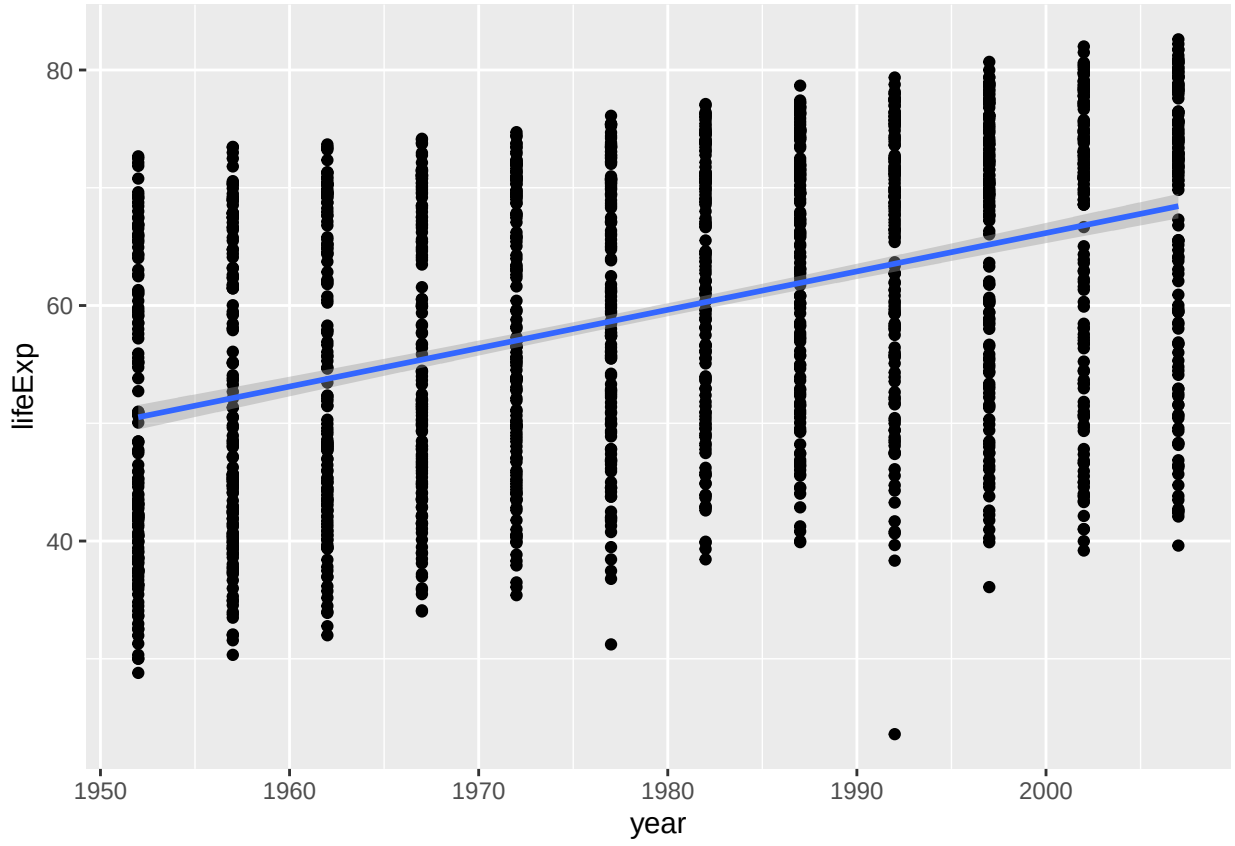
Ejemplo:

```
vc1 <- ggplot(gapminder, aes(year, lifeExp)) + geom_point()
vc1 + geom_smooth(se = FALSE)
```



En este caso `geom_smooth()` está usando `method = 'gam'`

```
vc1 + geom_smooth(method = "lm")
```



Ejercicio 1

1. Hacer un gráfico de dispersión que tenga en el eje `y year` y en el eje `x lifeExp`, los puntos deben estar coloreados por la variable `continent`. Para este plot ajustá una recta de regresión para cada continente sin incluir las barras de error. Las etiquetas de los ejes deben ser claras y describir las variables involucradas. Incluir un `caption` en la Figura con algún comentario de interés que describa el gráfico. El resto de los comentarios del graáfico se realizan en el texto.

```
install.packages("gapminder")
library(gapminder)
data <- gapminder
ggplot(data, aes(lifeExp, year, colour = continent)) +
    geom_point() + labs(x = "Esperanza de vida al momento de nacer",
    y = "Año") + geom_smooth(method = "lm", se = FALSE)
```

2. Omitir la capa de `geom_point()` del gráfico anterior. Las lineas aún aparecen aunque los puntos no. ¿Porqué sucede esto?

```
ggplot(data, aes(lifeExp, year, colour = continent)) +
    labs(x = "Esperanza de vida al momento de nacer",
        y = "Año") + geom_smooth(method = "lm", se = FALSE)
```

La figura 2 aún muestra las rectas de regresión dado que el argumento "+geom_smooth(method ="lm",se = FALSE)" sigue estando presente en el chunk de código. Las líneas se trazan a partir de los puntos, pero la capa que los incluye fue removida del código.

Comentario: Correcto! En estos ejercicios me equívoque en una pregunta del foro respecto si los ejes están

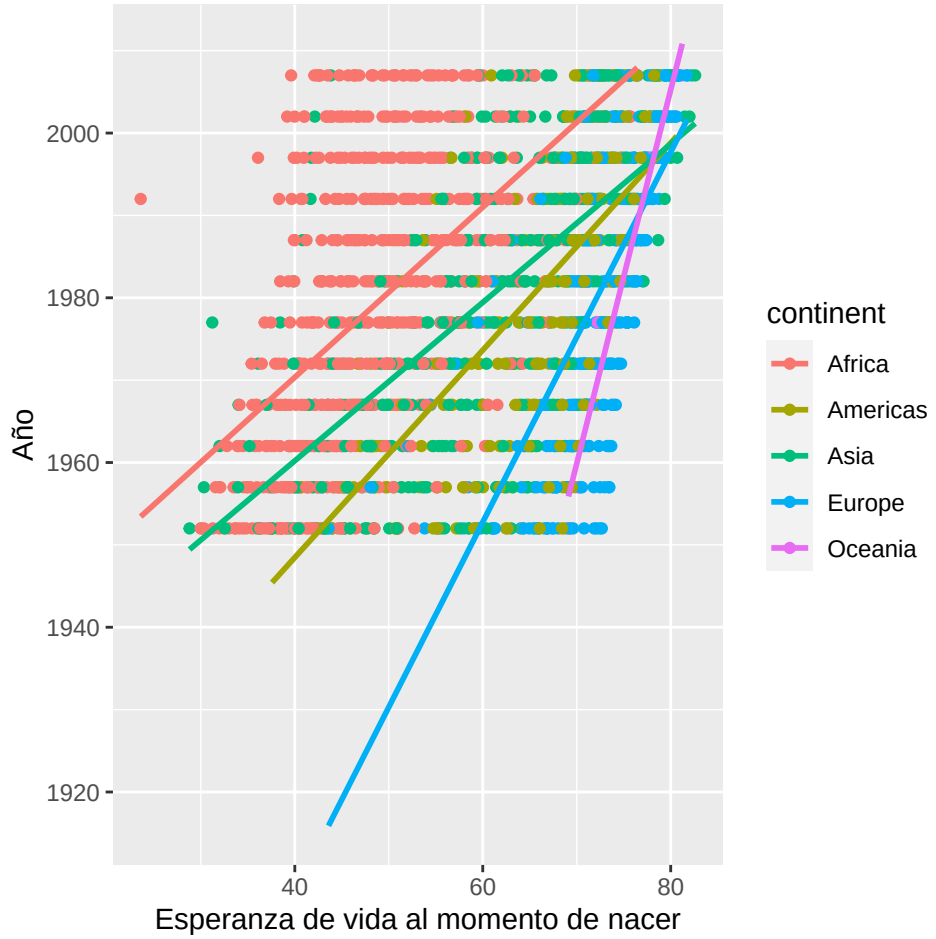


Figure 1: Figura 1: Gráfico de dispersión entre el año y la esperanza de vida al momento de nacer, por continente.

bien especificados. Matemáticamente esta bien, pero se analizar al revez (y el análisis que hiciste es correcto), es decir en el eje y se gráfica la esperanza de vida y en el eje x los años, básicamente porque sería la variable que queremos explicar.

3. El siguiente es un gráfico de dispersión entre `lifeExp` y `gdpPercap` coloreado por la variable `continent`. Usando como elemento estético color (`aes()`) nosotros podemos distinguir los distintos continentes usando diferentes colores de similar manera usando forma (`shape`).

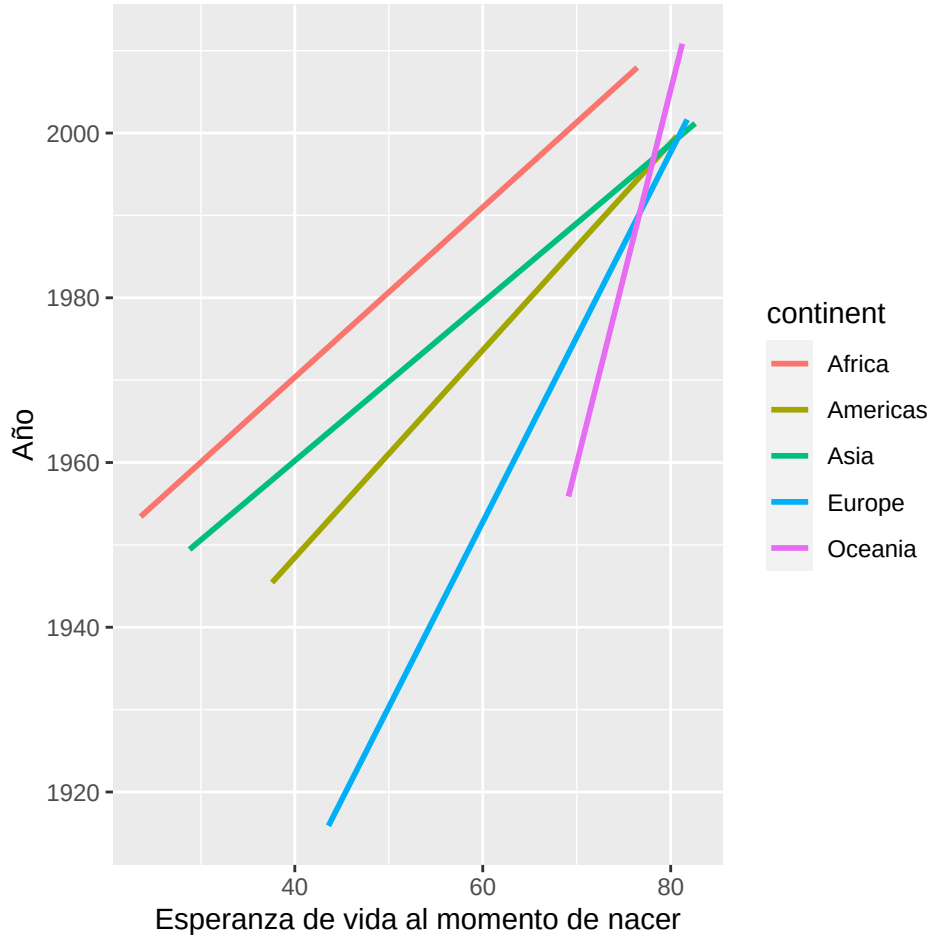
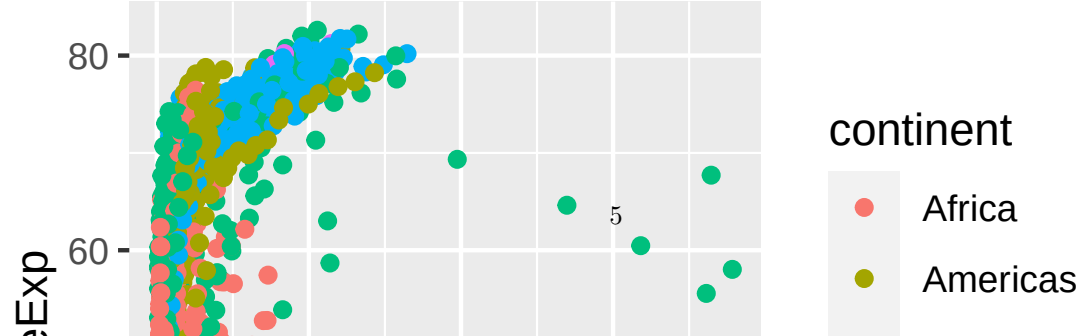


Figure 2: Figura 2: Gráfico de dispersión entre el año y la esperanza de vida al momento de nacer, por continente.



El gráfico anterior está sobrecargado, ¿de que forma modificarías el gráfico para que sea más clara la comparación para los distintos continentes y porqué? Las etiquetas de los ejes deben ser claras y describir las variables involucradas. Comentá alguna característica interesante que describa lo que aprendes viendo el gráfico.

```
ggplot(data, aes(gdpPercap, lifeExp, color = continent)) +
    labs(x = "PBI per cápita", y = "Esperanza de vida al momento de nacer") +
    geom_point(size = 3, alpha = 1/3)
```

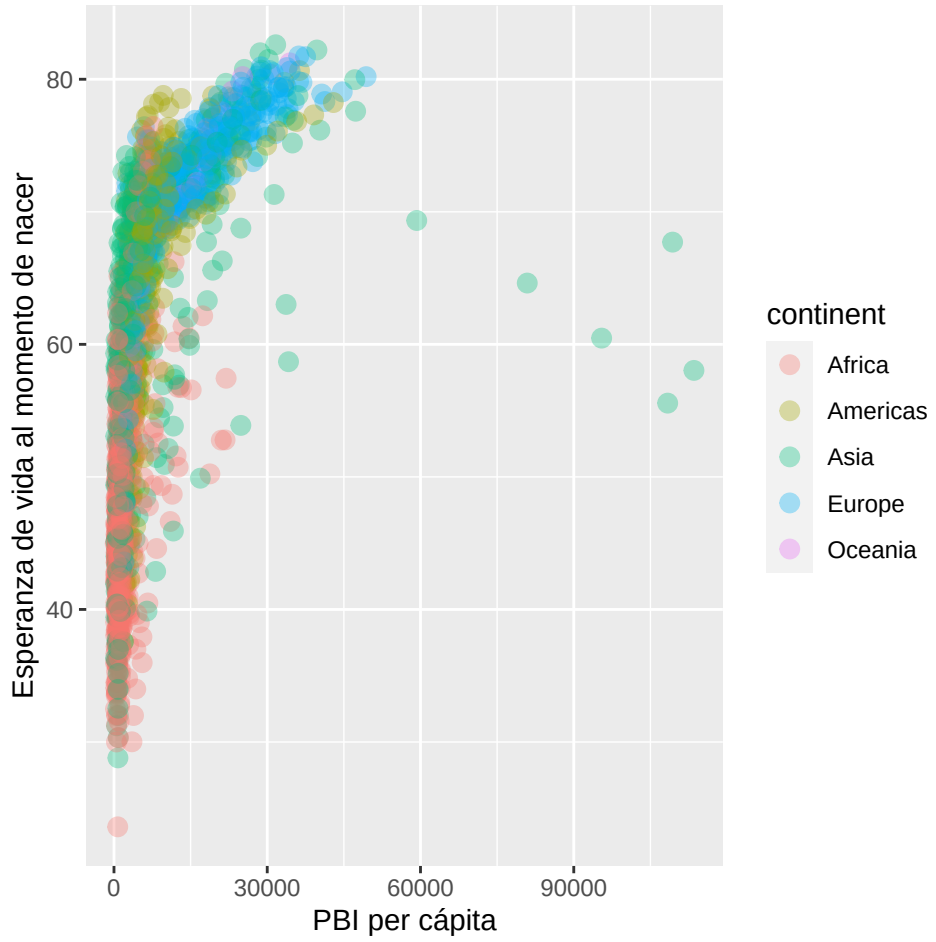


Figure 3: Figura 3: Gráfico de dispersión entre PBI per cápita y la esperanza de vida al momento de nacer, por continente.

A partir del gráfio se observa que continentes como Europa tienen una mayor esperanza de vida a mayor PBI per cápita, mientras que continentes como África tienen menor PBI per cápita, y en general, menor esperanza de vida. En el caso de América, podría plantearse un escenario similar al de Europa. En líneas generales, podría pensarse en una correlación positiva entre PBI per cápita y la esperanza de vida al momento de nacer; a mayor PBI p/c mayor esperanza de vida. Para Asia se observan algunas observaciones que no siguen esta línea (quizás datos atípicos), observaciones con un muy alto PBI p/c pero que aún así no tienen niveles altos de esperanza de vida.

Comentario: Excelente en usar la transparencia PERO se debería usar un facet y cuidado solamente con que en este gráfico están todos los países en todos los años, osea que hay una dimensión temporal que no se considera.

4. Hacer un gráfico de lineas que tenga en el eje `x year` y en el eje `y gdpPercap` para cada continente en una misma ventana gráfica. En cada continente, el gráfico debe contener una linea para cada país a lo largo del tiempo (serie de tiempo de `gdpPercap`). Las etiquetas de los ejes deben ser claras y describir las variables involucradas. Incluir un `caption` en la Figura con algún comentario de interés que describa el gráfico.

```
ggplot(data, aes(year, gdpPercap)) + geom_line(aes(colour = country)) +
    theme(legend.position = "none") + facet_wrap(~continent,
    ncol = 3) + labs(x = "Año", y = "PBI per cápita")
```

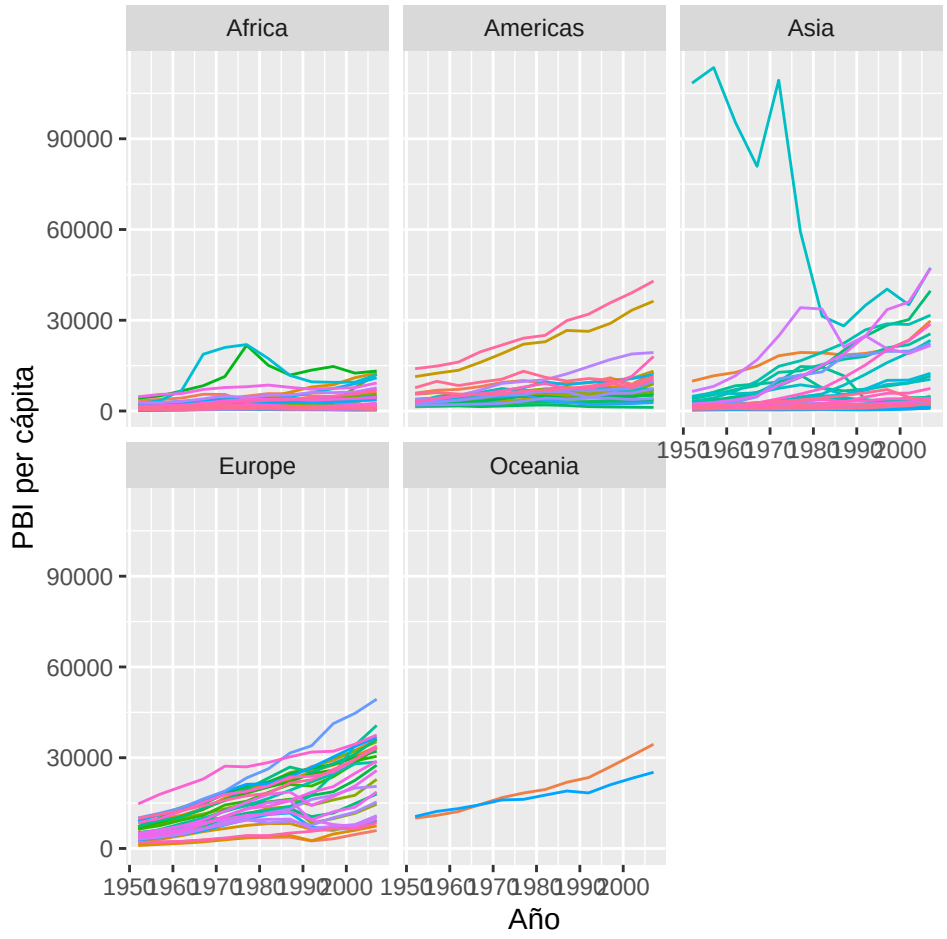


Figure 4: Figura 4: Evolución del PBI per cápita por continente, para cada país.

La representación por países en colores no me parece la más adecuada, dado que es sumamente dificil identificar cuál se corresponde con cuál. Además de que para disintos continentes se usan los mismos colores, aún siendo países distintos. Lo cual puede llevar a interpretaciones erróneas.

Comentario: No es necesario usar colores, bastaría usar transparencias. El comentario que haces es sumamente acertado, deberías haber sacado el color tal como comentaste. Faltó interpretar el gráfico.

5. Usando los datos `gapminder` seleccione una visualización que describa algún aspecto de los datos que no exploramos. Comente algo interesante que se puede aprender de su gráfico.

```
ggplot(data, aes(lifeExp)) + geom_density(aes(fill = continent),
    alpha = 1/3) + labs(x = "Esperanza de vida al momento de nacer",
    y = "Densidad") + scale_colour_brewer(palette = "Dark2")
```

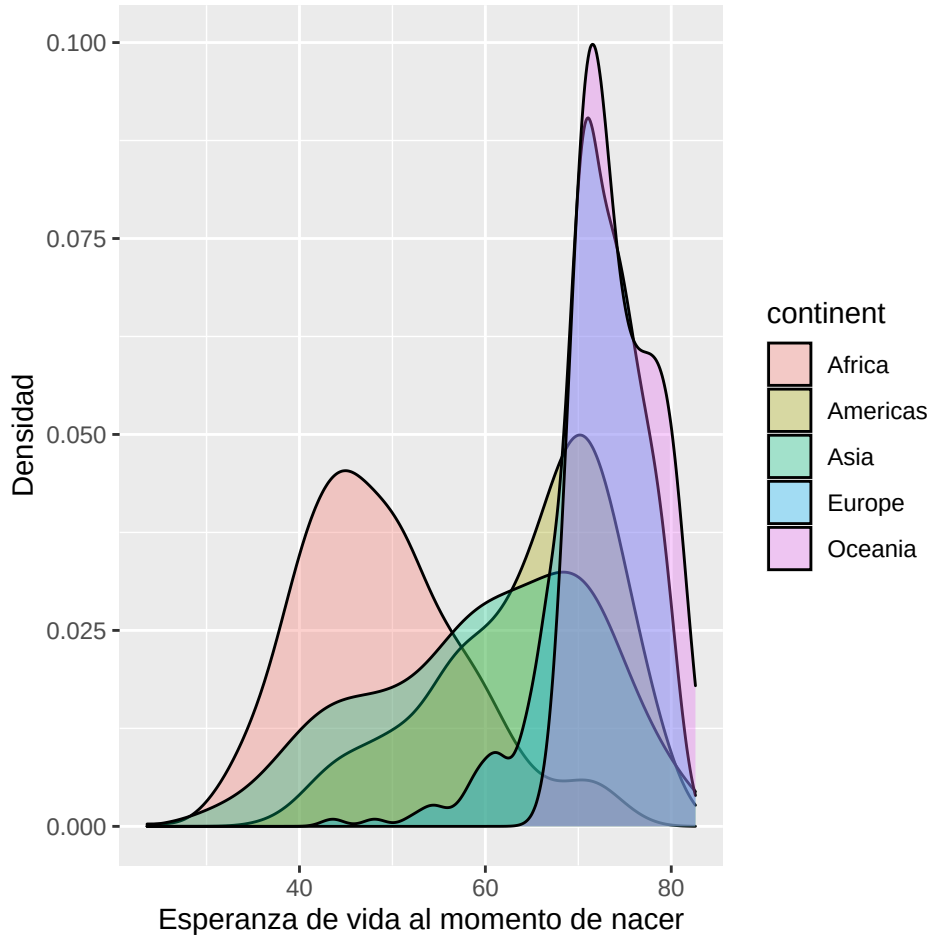


Figure 5: Figura 5: Evolución del PBI per cápita por continente, para cada país.

En este caso se grafica la distribución para la variable continua "Esperanza de vida". Se observa que continentes como Europa y Oceanía siguen una distribución en cierta forma similar, con valores mayores por ejemplo que si la comparamos con África, que además parece tener una distribución mucho menos simétrica.

Ejercicio 2

1. Con los datos `mpg` que se encuentran disponible en `ggplot2` hacer un gráfico de barras para la variables `drv` con las siguientes características:

- Las barras tienen que estar coloreadas por `drv`
- Incluir usando `labs()` el nombre de los ejes y título informativo.
- Usá la paleta de colores `Dark2`, mirá la ayuda de `scale_colour_brewer()`.

```
data2 <- mpg
data2$drv <- factor(data2$drv, levels = c("f", "r",
    4), labels = c("Front-wheel drive", "Rear wheel drive",
```

```
    "4 wheel drive"))
ggplot(data2) + geom_bar(mapping = aes(x = drv, fill = drv)) +
    labs(title = "Type of drive train frequency", x = "Type of drive train",
        y = "Frequency") + theme(axis.text.x = element_blank(),
    axis.ticks.x = element_blank()) + scale_fill_brewer(palette = "Dark2")
```

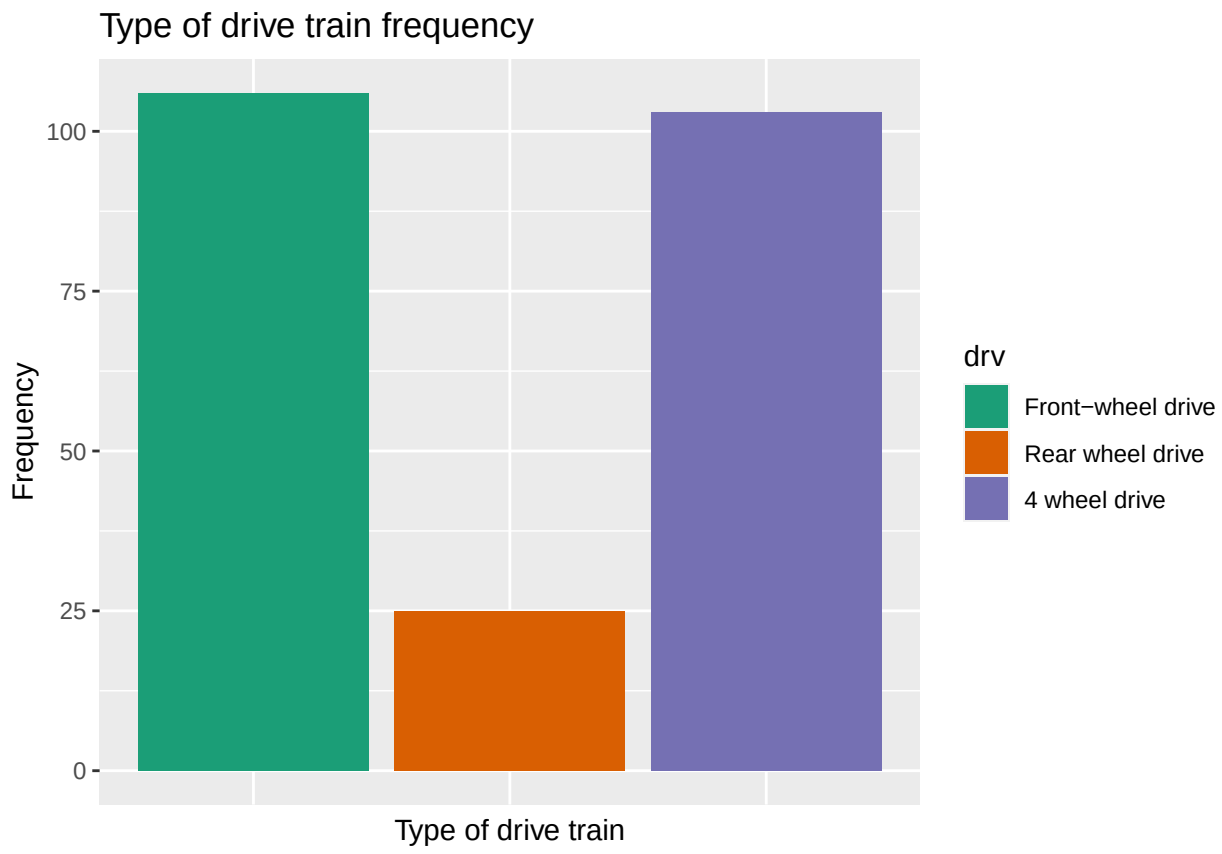


Figure 6: Figura 6: Frecuencia de los tipos de trenes

2. Usando como base el gráfico anterior:

- Incluir en el eje y porcentaje en vez de conteos
- Usando `scale_y_continuous()` cambiar la escala del eje y a porcentajes
- Usando `geom_text()` incluir texto con porcentajes arriba de cada barra

```
ggplot(data2, aes(x = drv, y = prop.table(stat(count)),
    fill = drv, label = scales::percent(prop.table(stat(count))))) +
    geom_bar(position = "dodge") + geom_text(stat = "count",
    position = position_dodge(0.9), vjust = -0.5, size = 3) +
    scale_y_continuous(labels = scales::percent) +
    labs(x = "Drv", y = "Percentage", fill = "Drv") +
    theme(axis.text.x = element_blank(), axis.ticks.x = element_blank()) +
    scale_fill_brewer(palette = "Dark2")
```

Comentario: Excelente, ordenar las barras de forma descendente.

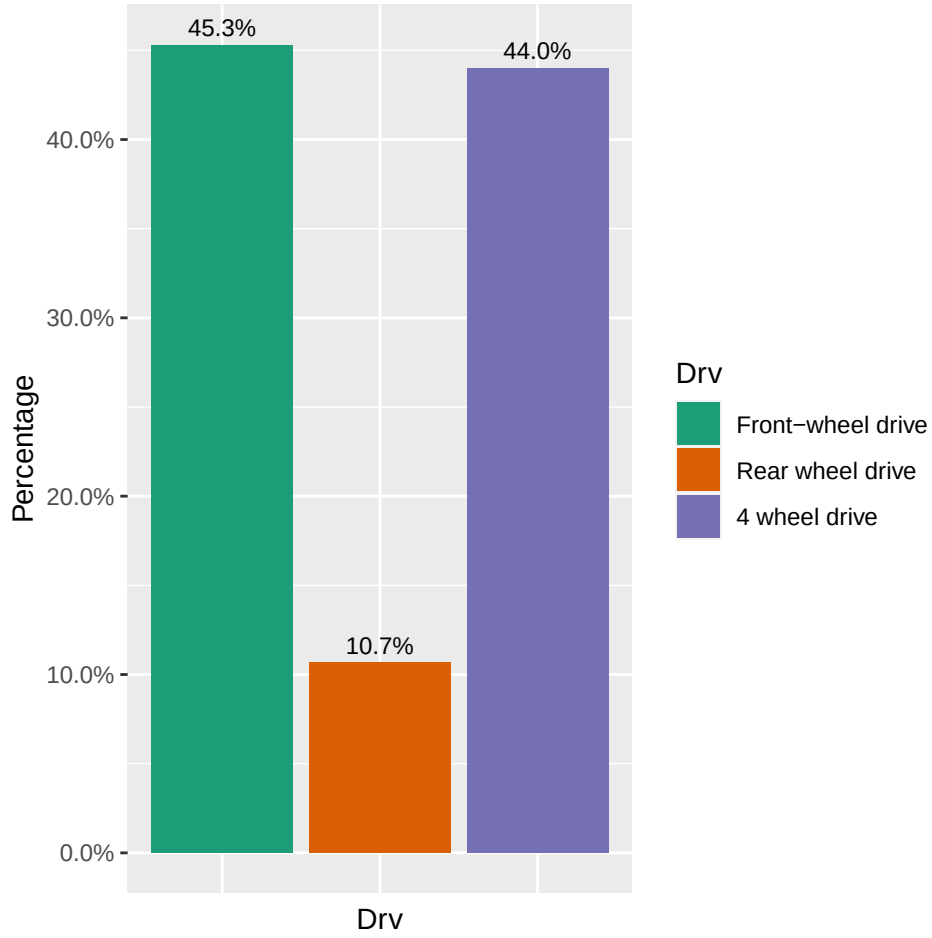


Figure 7: Figura 7: Frecuencia relativa de los tipos de trenes

Ejercicio 3

Los datos que vamos a utilizar en este ejercicio están disponibles en el catálogo de datos abiertos uruguay https://catalogodatos.gub.uy. Los datos que seleccioné son sobre las emisiones de dióxido de carbono (CO2) correspondientes a las actividades de quema de los combustibles en las industrias de la energía y los sectores de consumo. Se incluyen también emisiones de CO2 provenientes de la quema de biomasa y de bunkers internacionales, las cuales se presentan como partidas informativas ya que no se consideran en los totales. En el siguiente link se encuentrán los datos y los meta datos con información que describe la base de datos https://catalogodatos.gub.uy/dataset/miem-emisiones-de-co2-por-sector.

Por simplicidad te damos los datos restructurados (veremos como se hace más adelante en el curso), el archivo se llama datos_emisión.csv, contiene tres columnas AÑO, fuente y emisión.

1. Leer los datos usando el paquete `readr` y la función `read_csv`, guardarlos en un objeto llamado `datos`.

```
library(readr)
datos <- read_csv("dato_emision.csv")
```

2. Usando las funciones de la librería `dplyr` obtenga qué fuentes tienen la emisión máxima. Recuerde que TOTAL debería ser excluído para esta respuesta así como los subtotales.

```
library(dplyr)
datos %>%
```

```
    filter(fuente != "TOTAL" & fuente != "S_C" & fuente !=
        "I_E") %>%
    group_by(fuente) %>%
    summarise(maximo = max(emision, na.rm = TRUE)) %>%
    arrange(maximo) %>%
    tail(1) %>%
    select(fuente)
```

```
## # A tibble: 1 x 1
##   fuente
##   <chr>
## 1 Q_B
```

3. ¿En qué año se dió la emisión máxima para la fuente que respondió en la pregunta anterior?

```
datos %>%
    filter(fuente == "Q_B") %>%
    group_by(AÑO) %>%
    summarise(maximo = max(emision, na.rm = TRUE)) %>%
    arrange(maximo) %>%
    tail(1) %>%
    select(AÑO)
```

```
## # A tibble: 1 x 1
##     AÑO
##   <dbl>
## 1  2017
```

4. Usando las funciones de la librería `dplyr` obtenga las 5 fuentes, sin incluir TOTAL ni subtotales, qué tienen un valor medio de emisión a lo largo de todos los años más grandes.

```
top5 <- datos %>%
    filter(fuente != "TOTAL" & fuente != "S_C" & fuente !=
        "I_E") %>%
    group_by(fuente) %>%
    summarise(media = mean(emision, na.rm = TRUE)) %>%
    arrange(media) %>%
    tail(5) %>%
    select(fuente)
```

5. Usando ggplot2 realice un gráfico de las emisiones a lo largo de los años para cada fuente. Utilice dos elementos geométricos, puntos y lineas. Selecciones para dibujar solamente las 5 fuentes que a lo largo de los años tienen una emisión media mayor que el resto (respuesta de la pregunta 5). Las etiquetas de los ejes deben ser claras y describir las variables involucradas. Incluir un `caption` en la figura con algún comentario de interés que describa el gráfico.

```
datos %>%
    filter(fuente %in% top5$fuente) %>%
    ggplot(aes(x = AÑO, y = emision)) + geom_point(aes(color = fuente)) +
    geom_line(aes(color = fuente)) + theme(aspect.ratio = 1) +
    labs(x = "Año", y = "Emisión de CO2") + scale_color_brewer(palette = "Pastel1",
    labels = c("Búnkers internacionales", "Centrales eléctricas de servicio público",
        "Industrial", "Quema de biomasa", "Transporte"))
```

Comentario: Bien en el uso de top5, te faltó seleccionar la fuente para filtrar, por eso quedaba el gráfico vacío, y comentar la visualización.

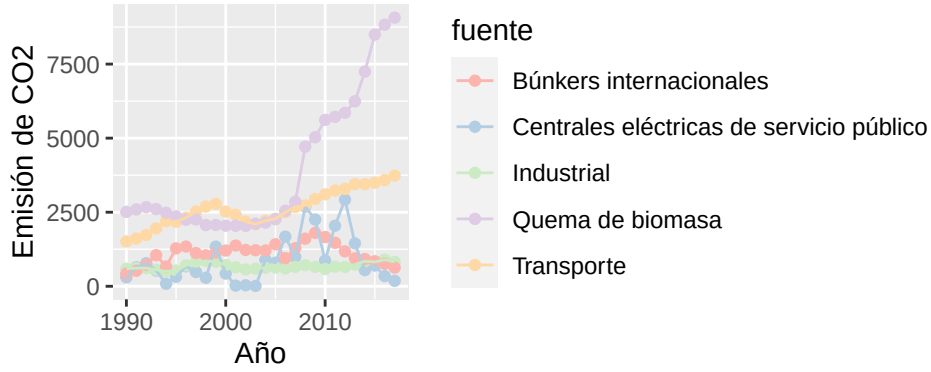


Figure 8: Evolución de la emisión de CO2 para las 5 fuentes con mayor promedio

6. Relplique el siguiente gráfico usando `ggplot2`. Incluir un `caption` en la figura con algún comentario de interés que describa el gráfico.

```
datos %>%
    ggplot(aes(x = reorder(fuente, -emision, median,
        na.rm = TRUE), y = emision)) + geom_boxplot() +
    labs(x = "Fuentes con mayor emisión media entre 1990-2016",
        y = "Emisión de CO2 en Gg") + theme(axis.title.x = element_text(size = 10,
    hjust = 0.5), axis.title.y = element_text(size = 10,
    hjust = 0.5), legend.text = element_text(size = 8),
    axis.text = element_text(size = 8))
```

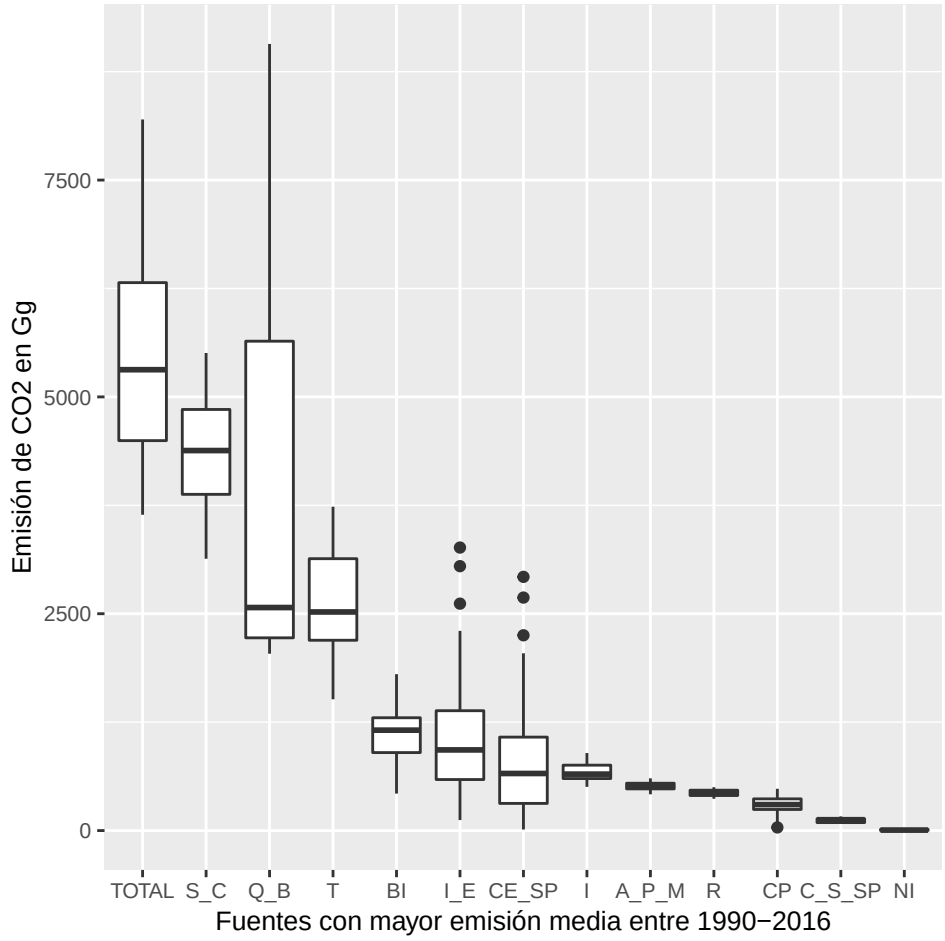
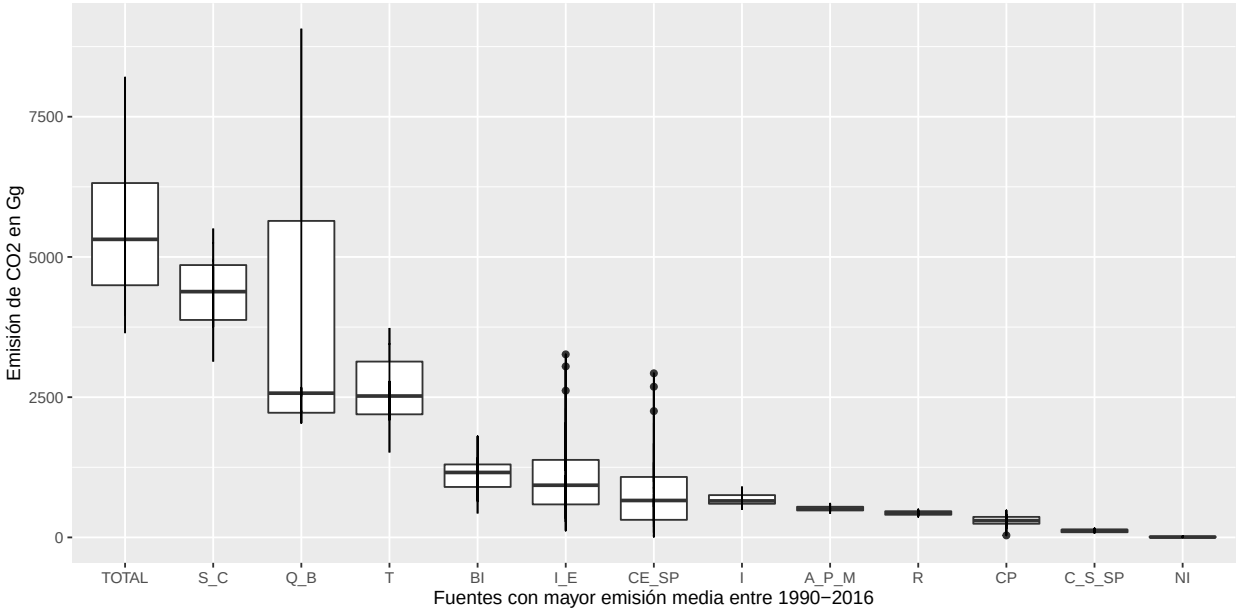


Figure 9: Figura 9: Diagrama de caja para la emisión de CO2 por tipo de fuente



7. Usando la librería `ggplot2` y `ggpmisc` replique el siguiente gráfico de las emisiones totales entre 1990 y 2016. Los puntos rojos indican los máximos locales o picos de emisión de CO2 en Gg. Use `library(help = ggpmisc)` para ver todas las funciones de la librería ggpmisc e identificar cual o cuales necesita para replicar el gráfico. Incluir un `caption` en la figura con algún comentario de interés que describa el gráfico.

```
library(ggpmisc)
datos %>%
    filter(fuente == "TOTAL") %>%
    group_by(AÑO) %>%
    ggplot(aes(x = AÑO, y = emision)) + geom_line() +
    geom_point() + labs(title = "Año", x = "", y = "Emisión de CO2 en Gg") +
    stat_peaks(colour = "red", geom = "text", vjust = -1) +
    theme(axis.title.x = element_text(size = 10, hjust = 0.5),
        axis.title.y = element_text(size = 10, hjust = 0.5),
        legend.text = element_text(size = 8), axis.text = element_text(size = 8))
```

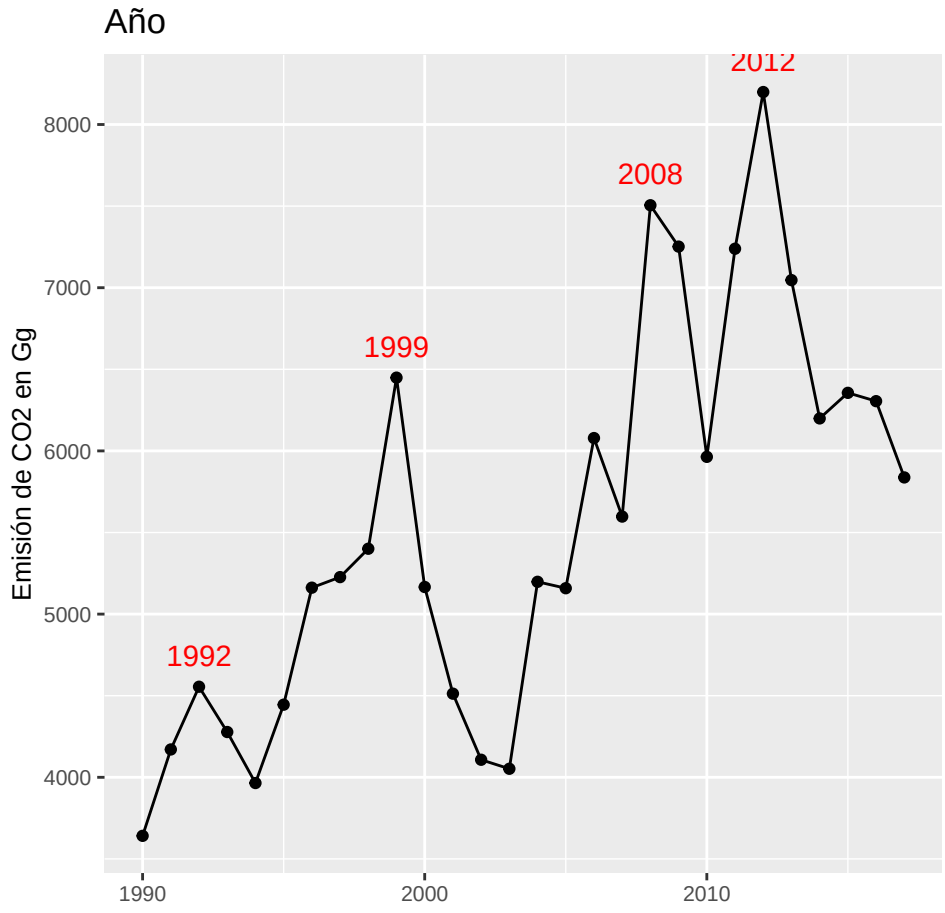
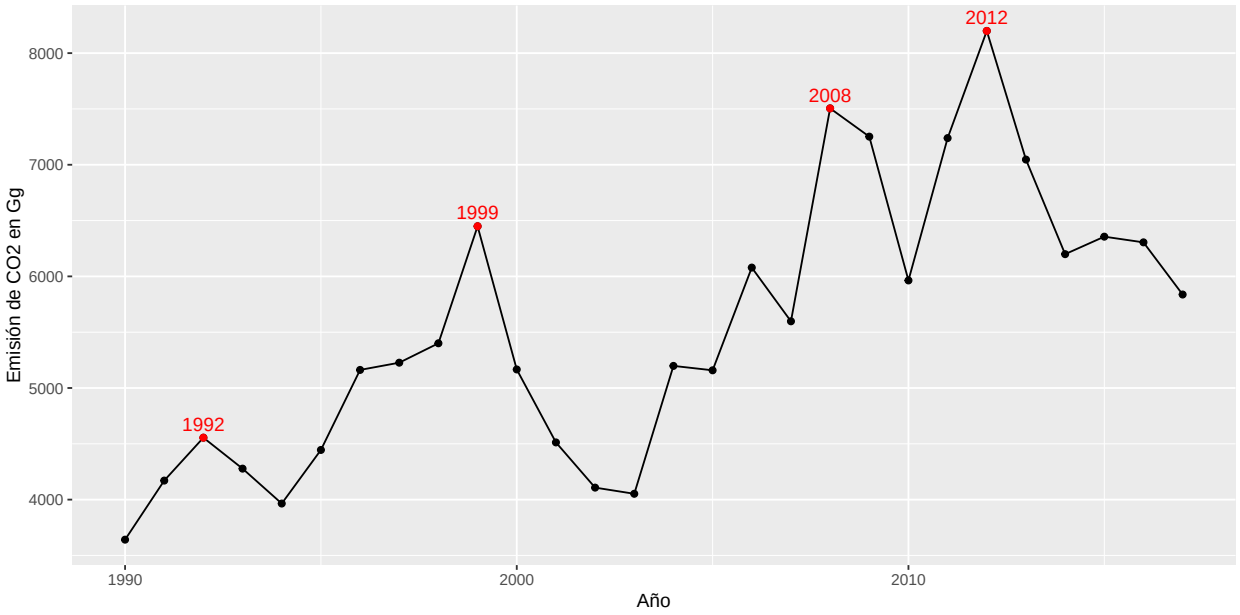


Figure 10: Figura 9: Evolución de la emisión total de CO en Gg


2012
2008
1999
1992
8000
7000
6000
5000
4000
Emisión de CO2 en Gg
1990
2000
2010
Año

Ejercicio 4

Los datos que vamos a utilizar en este ejercicio son una muestra de datos a nivel nacional sobre abandono escolar en los años 2016.

Table 1: Variables en **muestra.csv**

Variable	Descripción
documento	Cédula de Identidad del alumno
nro_doc_centro_educ	Liceo que concurre el alumno en 2016
nombre_departamento	Nombre del Departamento del centro educativo
grupo_desc	Grupo del alumno en 2016
coberturaT	Cobertura en el primer semestre de 2016
Centro_Grupo	Liceo y grupo del alumno en 2016
cl	Cluster - contexto sociocultural del liceo en 1016
Grado_2016_UE	Grado del alumno en el 2016 según UE
Grado2013	Grado del alumno en 2013 según CRM
Grado2014	Grado del alumno en 2014 según CRM
Grado2015	Grado del alumno en 2015 según CRM
Grado 2016	Grado del alumno en 2016 según CRM
Sexo	Sexo del alumno
Fecha.nacimiento	Fecha de nacimiento del alumno
Grupo_UE_2017	Grupo del alumno en 2017
inasistencias	cantidad de inasistencias en el primer semestre de 2016
asistencias	cantidad de asistencias en el primer semestre de 2016

En el Cuadro 1 se presentan las variables en el conjunto de datos **muestra.csv**.

Este ejercicio tiene como objetivo que realice tres preguntas de interés que le surgen como parte del análisis exploratorio de datos utilizando todo lo aprendido en el curso.

Debe plantear 3 preguntas orientadoras y visualizaciones apropiadas para responderlas. La exploración deberá contener las preguntas a responder sus respuestas con el correspondiente resumen de información o visualización. Incluya en su exploración el análisis de la variabilidad tanto de variables cuantitativas como cualitativas y covariaciones entre las mismas. Recuerde que en las visualizaciones, las etiquetas de los ejes deben ser claras y describir las variables involucradas. Incluir un `caption` en la figura con algún comentario de interés que describa el gráfico y lo que ve en el mismo.

```
library(readr)
data <- read_csv("muestra.csv")
summary(data)
```

```
##        X1         documento         nro_doc_centro_educ nombre_departamento
##  Min.   :   1   Min.   :1.822e+05   Min.   : 1201070    Length:4023
##  1st Qu.:1006   1st Qu.:5.347e+07   1st Qu.: 1204404    Class :character
##  Median :2012   Median :5.407e+07   Median :12101024    Mode  :character
##  Mean   :2012   Mean   :5.480e+07   Mean   : 7727218
##  3rd Qu.:3018   3rd Qu.:5.504e+07   3rd Qu.:12121205
##  Max.   :4023   Max.   :1.128e+09   Max.   :12191908
##  nombre_localidad    grupo_desc          coberturaT    Centro_Grupo
##  Length:4023        Length:4023        Min.   : 0.00   Length:4023
##  Class :character   Class :character   1st Qu.:47.00   Class :character
##  Mode  :character   Mode  :character   Median :53.00   Mode  :character
##                                        Mean   :48.75
##                                        3rd Qu.:56.00
```

```
##                                        Max.   :57.00
##        cl        Grado_2016_UE  Grado2013          Grado2014
##  Min.   :1.000   Min.   :1     Length:4023        Length:4023
##  1st Qu.:2.000   1st Qu.:1     Class :character   Class :character
##  Median :3.000   Median :1     Mode  :character   Mode  :character
##  Mean   :3.206   Mean   :1
##  3rd Qu.:5.000   3rd Qu.:1
##  Max.   :5.000   Max.   :1
##   Grado2015          Grado2016             Sexo           Fecha nacimiento
##  Length:4023        Length:4023        Length:4023        Min.   :1980-06-11
##  Class :character   Class :character   Class :character   1st Qu.:2002-10-25
##  Mode  :character   Mode  :character   Mode  :character   Median :2003-07-11
##                                                           Mean   :2003-03-31
##                                                           3rd Qu.:2003-11-27
##                                                           Max.   :2005-11-07
##  Grupo_UE_2017      inasistencias     asistencias       Abandono
##  Length:4023        Min.   : 0.000   Min.   : 0.00   Min.   :0.00000
##  Class :character   1st Qu.: 1.000   1st Qu.:40.00   1st Qu.:0.00000
##  Mode  :character   Median : 2.000   Median :48.00   Median :0.00000
##                     Mean   : 4.915   Mean   :43.83   Mean   :0.06488
##                     3rd Qu.: 6.000   3rd Qu.:53.00   3rd Qu.:0.00000
##                     Max.   :47.000   Max.   :57.00   Max.   :1.00000
```

Mirando la descripción de las variables y el resumen de cada una de ellas, podemos preguntarnos: cómo varía la cantidad de inasistencias según el departamento en el que reside el estudiante?

A continuación se presenta un gráfico de barras de las mismas según el lugar de residencia.

```
data$Sexo <- factor(data$Sexo, levels = c("F", "M"),
    labels = c("Femenino", "Masculino"))
inasistencias_sexo <- data %>%
    group_by(Sexo) %>%
    summarise(media = mean(inasistencias, na.rm = TRUE)) %>%
    arrange(media)
ggplot(inasistencias_sexo, aes(x = Sexo, y = media,
    fill = Sexo)) + geom_bar(stat = "identity") + geom_text(aes(label = round(media,
    2)), position = position_dodge(width = 0.4), vjust = -0.25) +
    scale_y_continuous(limit = c(0, 10)) + labs(title = "Cantidad promedio de inasistencias en el primer
    x = "Sexo", y = "Cantidad promedio de inasistencias") +
    theme(legend.position = "none", panel.grid.major = element_blank(),
        panel.grid.minor = element_blank(), panel.border = element_blank(),
        panel.background = element_blank(), axis.title.x = element_text(size = 10,
            hjust = 0.5), axis.title.y = element_text(size = 10,
            hjust = 0.5), legend.text = element_text(size = 6),
        axis.text = element_text(size = 6)) + scale_fill_brewer(palette = "Accent")
```

Se observa que las personas de sexo masculino tienen, en promedio, mayor número de inasistencias que las de sexo femenino. Si bien no se puede concluir nada a partir del gráfico, uno podría preguntarse a qué está relacionado esto. Podría compararse la edad de los encuestados según el sexo, como también el lugar de residencia o el contexto socioeconómico.

```
masinasistencias <- data %>%
    group_by(nombre_departamento) %>%
    summarise(media = mean(inasistencias, na.rm = TRUE)) %>%
    arrange(media) %>%
    tail(5) %>%
```

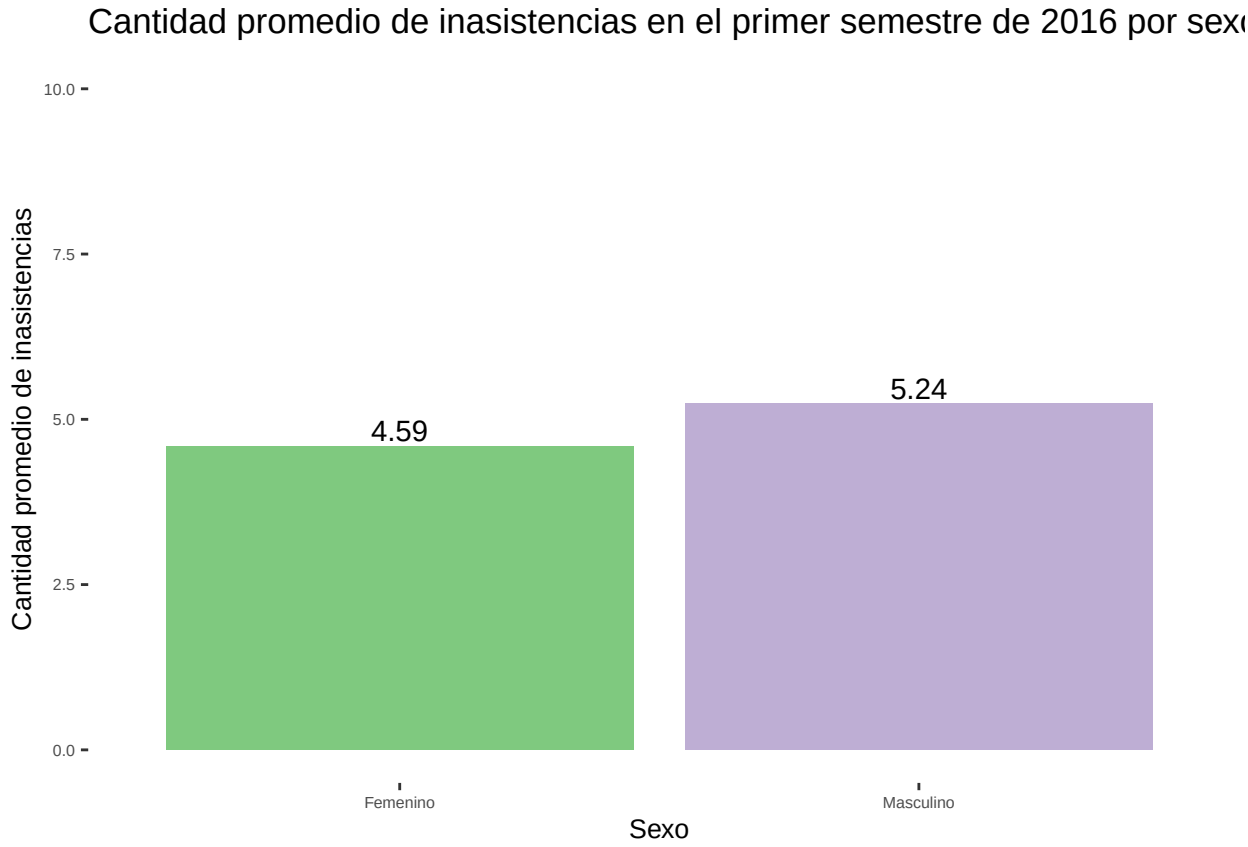


Figure 11: Figura 10: Cantidad promedio de inasistencias por sexo

```
    ggplot(aes(x = nombre_departamento, y = media,
        fill = nombre_departamento)) + geom_bar(stat = "identity") +
    geom_text(aes(label = round(media, 2)), position = position_dodge(width = 0.4),
        vjust = -0.25) + scale_y_continuous(limit = c(0,
    10)) + labs(title = "Cantidad promedio de inasistencias en el primer semestre de 2016 por lugar de
    x = "Departamento", y = "Cantidad promedio de inasistencias") +
    theme(legend.position = "none", panel.grid.major = element_blank(),
        panel.grid.minor = element_blank(), panel.border = element_blank(),
        panel.background = element_blank(), axis.title.x = element_text(size = 10,
            hjust = 0.5), axis.title.y = element_text(size = 10,
            hjust = 0.5), legend.text = element_text(size = 10),
        axis.text = element_text(size = 8)) + scale_fill_brewer(palette = "Pastel1")
masinasistencias
```

La figura 11 muestra que Montevideo es el departamento con mayor cantidad promedio de inasistencias, seguido por Río Negro y Salto. A partir de esto, cabe preguntarse si incide el hecho de que el estudiante resida en una zona metropolitana en la cantidad de inasistencias? De ser así uno tendería a pensar que Canelones podría estar entre los departamentos con más cantidad de inasistencias promedio, sin embargo se encuentra más abajo en la lista.

Comentario: Perfecto análisis (nuevamente), ordenar las barras de forma descendente solamente.

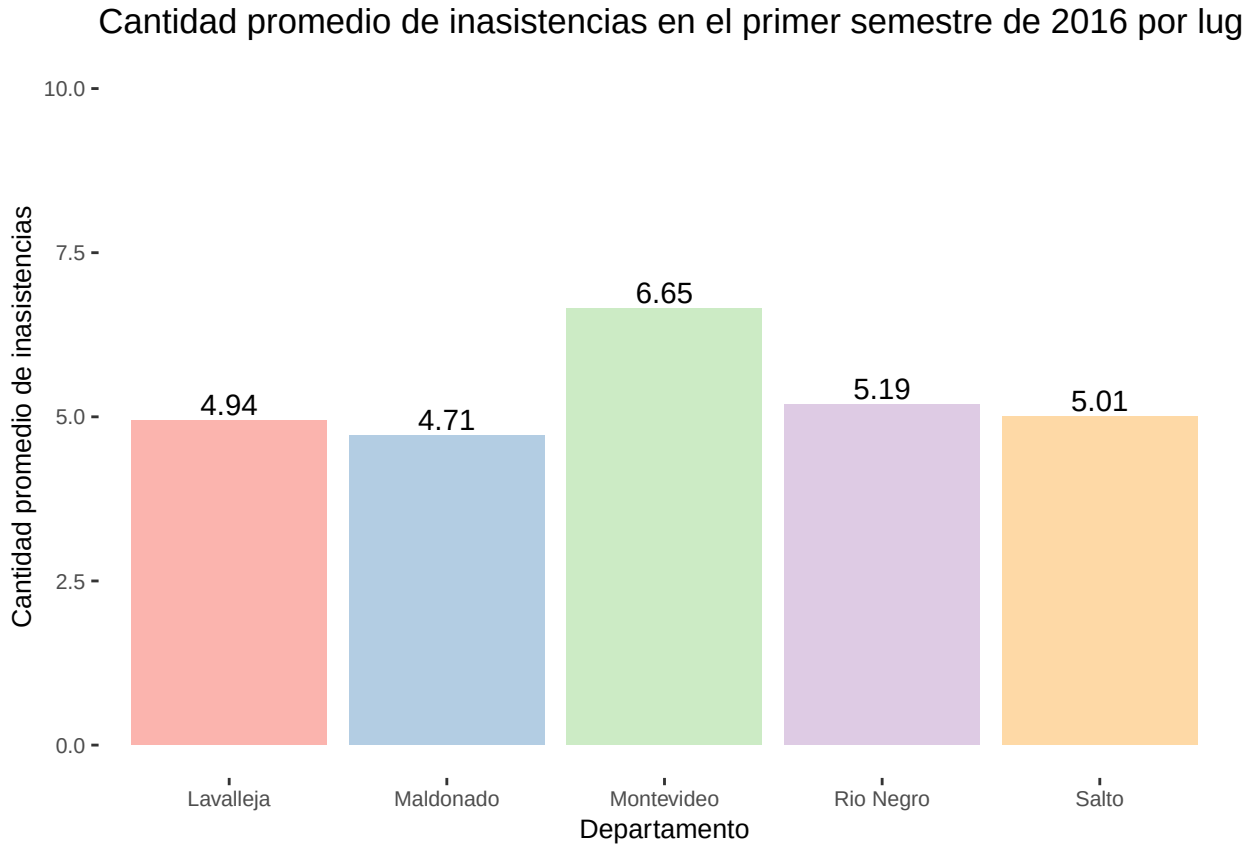


Figure 12: Figura 11: Cantidad de inasistencias en los 5 departamentos con mayor número de faltas, según el sexo del individuo

```
inasistencias_cl <- data %>%
    group_by(cl) %>%
    summarise(media = mean(inasistencias, na.rm = TRUE)) %>%
    arrange(media)
ggplot(inasistencias_cl, aes(x = cl, y = media, fill = as.factor(cl))) +
    geom_bar(stat = "identity") + geom_text(aes(label = round(media,
    2)), position = position_dodge(width = 0.4), vjust = -0.25) +
    scale_y_continuous(limit = c(0, 10)) + labs(title = "Cantidad promedio de inasistencias en el primer
    x = "Cluster - contexto sociocultural del liceo en 2016",
    y = "Cantidad promedio de inasistencias") + theme(legend.position = "none",
    panel.grid.major = element_blank(), panel.grid.minor = element_blank(),
    panel.background = element_blank(), axis.title.x = element_text(size = 10,
        hjust = 0.5), axis.title.y = element_text(size = 10,
        hjust = 0.5), legend.text = element_text(size = 6),
    axis.text = element_text(size = 6)) + scale_fill_brewer(palette = "Set2")
```

No me parece muy correcto interpretar el gráfico ya que no hay una descripción de la variable cl que permita identificar cada uno de los contextos socioculturales de los liceos. Sin embargo, podríamos preguntarnos si existe relación alguna entre la cantidad de inasistencias de los estudiantes y el nivel del liceo. Por ejemplo, varios estudios y encuestas indican que el nivel de deserción de los estudiantes de secundaria se exacerba en contextos más carenciados, por lo tanto podría ocurrir lo mismo con el nivel de inasistencia.

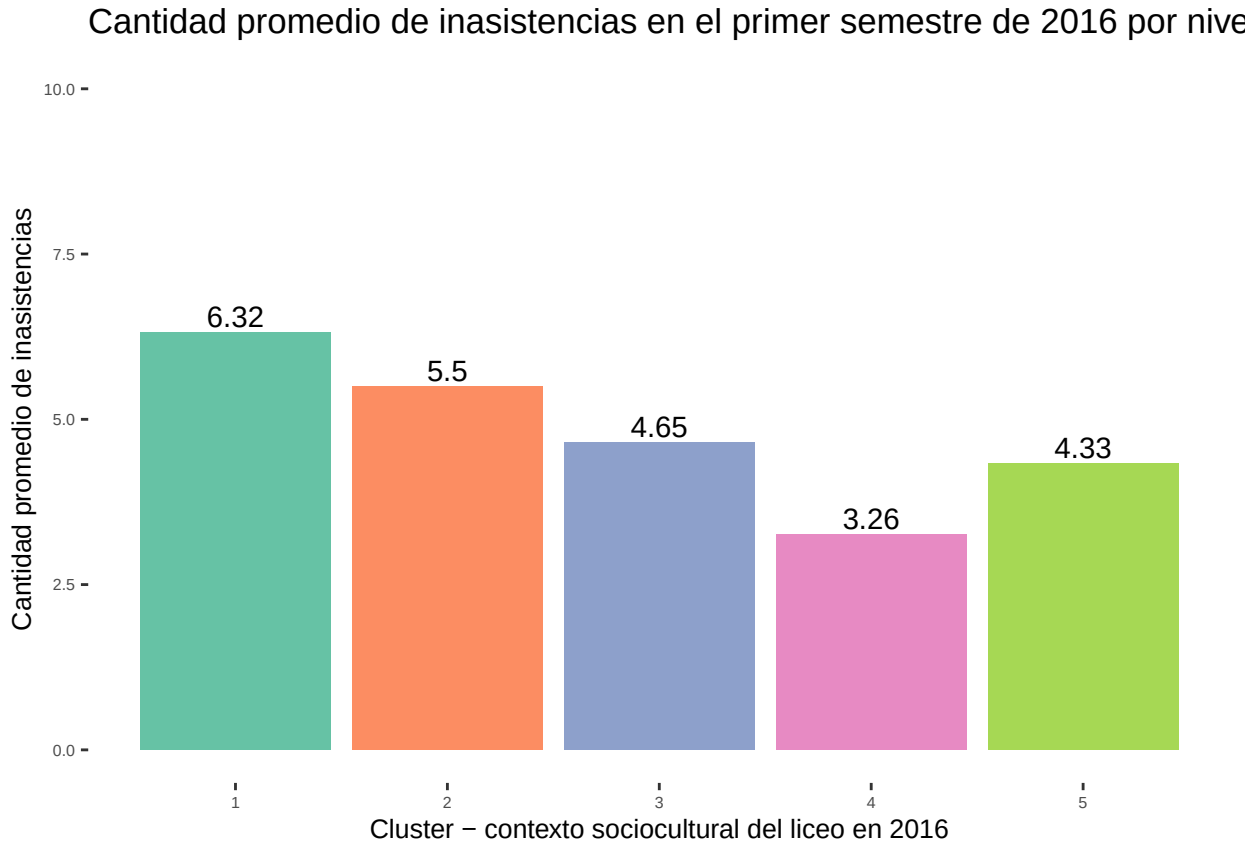


Figure 13: Cantidad promedio de inasistencias por contexto sociocultural del liceo en 2016.

Comentario: Nada que agregar a las preguntas, visualizaciones y comentarios de las mismas. Excelente planteo descriptivo de los datos, posibles hipótesis y comentarios, en especial la última sección que esta muy bien trabajada. Algunos leves detalles en algunos ejercicios, pero en general excelente. Ah, y de preferencia ordenar el repositorio pero eso es un extra.