Tipología y ciclo de vida de los datos: Práctica 2

Jorge Marchán Gutiérrez Rafael Jiménez Sarmentero

mayo 2022

Contents

Descripción del dataset. ¿Por qué es importante y qué pregunta/problema pretende responder?

El dataset elegido para la realización de la práctica ha sido el de Titanic que contiene una serie de datos sobre los pasajeros del Titanic, entre otras cosas, si finalmente sobrevivieron o no, los datos se dividen en varios ficheros `train.csv` y `test.csv`, además de un tercer fichero `gender_submission.csv` que para la realización de esta práctica no es necesario, ya que es un ejemplo de fichero de envío para la competición, de Kaggle. A nosotros nos interesa el fichero de `train.csv`, sobre el cual vamos a realizar las tareas de limpieza y análisis.

Con este *dataset* se podrían encontrar relaciones entre supervivencia y edad, o supervivencia y género, entre otras, o se podría utilizar para entrenar un modelo capaz de predecir, si una persona con unas características

determinadas sobrevivió al accidente o no.

```
data <- read.csv("./input_files/train.csv", header = TRUE, stringsAsFactors = FALSE)
dim(data)
```

```
## [1] 891  12
```

```
head(data)
```

```
##   PassengerId Survived Pclass
## 1           1        0      3
## 2           2        1      1
## 3           3        1      3
## 4           4        1      1
## 5           5        0      3
## 6           6        0      3
##                                                 Name    Sex Age SibSp Parch
## 1                            Braund, Mr. Owen Harris   male  22     1     0
## 2 Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Thayer) female  38     1     0
## 3                             Heikkinen, Miss. Laina female  26     0     0
## 4       Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel) female  35     1     0
## 5                           Allen, Mr. William Henry   male  35     0     0
## 6                                   Moran, Mr. James   male  NA     0     0
##             Ticket    Fare Cabin Embarked
## 1        A/5 21171  7.2500              S
## 2         PC 17599 71.2833   C85        C
## 3 STON/O2. 3101282  7.9250              S
## 4           113803 53.1000  C123        S
## 5           373450  8.0500              S
## 6           330877  8.4583              Q
```

Podemos observar que el *dataset* contiene 891 filas y 12 atributos, a continuación vamos a ver los tipos de atributos y su significado

```
str(data)
```

```
## 'data.frame':    891 obs. of  12 variables:
##  $ PassengerId: int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
##  $ Survived   : int  0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 ...
##  $ Pclass     : int  3 1 3 1 3 3 1 3 3 2 ...
##  $ Name       : chr  "Braund, Mr. Owen Harris" "Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Thayer)"
##  $ Sex        : chr  "male" "female" "female" "female" ...
##  $ Age        : num  22 38 26 35 35 NA 54 2 27 14 ...
##  $ SibSp      : int  1 1 0 1 0 0 0 3 0 1 ...
##  $ Parch      : int  0 0 0 0 0 0 0 1 2 0 ...
##  $ Ticket     : chr  "A/5 21171" "PC 17599" "STON/O2. 3101282" "113803" ...
##  $ Fare       : num  7.25 71.28 7.92 53.1 8.05 ...
##  $ Cabin      : chr  "" "C85" "" "C123" ...
##  $ Embarked   : chr  "S" "C" "S" "S" ...
```

Los atributos que encontramos son:

- **PassengerId**: Es el identificador interno del pasajero, de tipo entero
- **Survived**: Es un valor de tipo entero que nos indica si el pasajero ha sobrevivido o no (0 o 1)
- **Pclass**: El tipo de billete que ha adquirido el pasajero, tipo entero (1 = Primera, 2 = Segunda, 3 = Tercera)
- **Name**: El nombre del pasajero, tipo char
- **Sex**: El género del pasajero, tipo char (male o female)

- **Age**: La edad del pasajero, tipo number
- **SibSp**: El numero de hermanos y conyuges que hay abordo en el Titanic, tipo entero
- **Parch**: El número de padres e hijos que hay abordo en el Titanic, tipo entero
- **Ticket**: El identificador del billete, tipo char
- **Fare**: El precio del billete, tipo number
- **Cabin**: El código del camarote, tipo char
- **Embarked**: El puerto donde embarco el pasajero, tipo char (C = Cherbourg, Q = Queenstown, S = Southampton)

Integración y selección de los datos de interés a analizar. Puede ser el resultado de adicionar diferentes datasets o una subselección útil de los datos originales, en base al objetivo que se quiera conseguir.

De los atributos presentados, sin realizar ningún trabajo previo, consideramos que la siguiente lista de atributos no es relevante para el análisis estadístico que queremos llevar a cabo:

- **PassengerId**: La podemos eliminar del conjunto de datos ya que no contribuye a la supervivencia del pasajero
- **Ticket**: Por los mismos de PassengerId, consideramos que los identificadores internos no afectan a la supervivencia
- **Name**: Por si solo el nombre del pasajero creemos que no aporta nada a la supervivencia del mismo, sin embargo observamos que todos los nombres siguen un formato determinado y que todos contienen el titulo que se aplica a la persona, por lo tanto podríamos extraer esta característica para contar con un *dataset* con más información con la que trabajar.
- **Cabin**: Del camarote podemos llegar a saber qué pasajeros viajaban en el mismo y si han sobrevivido o no, por lo tanto podemos saber si el camarote o el tipo de camarote están relacionados con una mayor supervivencia.
- **SibSp y Parch**: Estas dos variables podemos condensarlas en una sola, que hace referencia al número de familiares que el pasajero tenía a bordo.

Limpieza de los datos.

¿Los datos contienen ceros o elementos vacíos? Gestiona cada uno de estos casos.

Del análisis del fichero que contiene el *dataset* `train.csv` podemos extraer la siguiente información:

1. Algunas cadenas de caracteres tienen espacios en blanco al inicio y/o final.
2. Los valores decimales están separados por el carácter ".".
3. La edad puede contener valores decimales al ser de tipo number y no entero.
4. El separador de columnas es el carácter ",".

Para la limpieza de los datos resulta interesante conocer qué atributos contienen valores vacíos:

```
colSums(data == "")
```

```
## PassengerId    Survived      Pclass        Name         Sex         Age
##           0           0           0           0           0          NA
##       SibSp       Parch      Ticket        Fare       Cabin    Embarked
```

```
##           0           0           0           0         687           2
```

Con esta información y con lo que conocemos del *dataset* podemos concluir que las siguientes transformaciones serían interesantes con el objetivo de facilitar el análisis:

1. El atributo `Survived` debería ser un factor debido a que es cualitativa con valores `1` y `0`
2. El atributo `Pclass` debería ser un factor debido a que es cualitativa con valores `1`, `2` y `3`
3. El atributo `Sex` debería ser un factor debido a que es cualitativa con valores `male` y `female`
4. El atributo `Embarked` debería ser un factor debido a que es cualitativa con valores `C`, `Q` y `S`, además de que deberíamos cambiar los valores vacíos por `NA`
5. El atributo `Cabin` contiene valores vacíos por lo que hay que reemplazarlos por `NA`.

En primer lugar, deberíamos reemplazar los valores que consideramos vacíos por `NA`:

```
data$Cabin[data$Cabin == ""] <- NA
data$Embarked[data$Embarked == ""] <- NA
```

Comprobamos ahora cuántos datos vacíos (NA) tiene cada atributo:

```
colSums(is.na(data))
```

```
## PassengerId    Survived      Pclass        Name         Sex         Age
##           0           0           0           0           0         177
##       SibSp       Parch      Ticket        Fare       Cabin    Embarked
##           0           0           0           0         687           2
```

```
data$Survived <- as.factor(data$Survived)
data$Pclass <- as.factor(data$Pclass)
data$Sex <- as.factor(data$Sex)
data$Embarked <- as.factor(data$Embarked)

str(data)
```

```
## 'data.frame':    891 obs. of  12 variables:
##  $ PassengerId: int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
##  $ Survived   : Factor w/ 2 levels "0","1": 1 2 2 2 1 1 1 1 2 2 ...
##  $ Pclass     : Factor w/ 3 levels "1","2","3": 3 1 3 1 3 3 1 3 3 2 ...
##  $ Name       : chr  "Braund, Mr. Owen Harris" "Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Thayer)"
##  $ Sex        : Factor w/ 2 levels "female","male": 2 1 1 1 2 2 2 2 1 1 ...
##  $ Age        : num  22 38 26 35 35 NA 54 2 27 14 ...
##  $ SibSp      : int  1 1 0 1 0 0 0 3 0 1 ...
##  $ Parch      : int  0 0 0 0 0 0 0 1 2 0 ...
##  $ Ticket     : chr  "A/5 21171" "PC 17599" "STON/O2. 3101282" "113803" ...
##  $ Fare       : num  7.25 71.28 7.92 53.1 8.05 ...
##  $ Cabin      : chr  NA "C85" NA "C123" ...
##  $ Embarked   : Factor w/ 3 levels "C","Q","S": 3 1 3 3 3 2 3 3 3 1 ...
```

Podemos incluir un atributo nuevo que nos indique el tamaño de la familia que viaja a bordo de cada pasajero. De cara al análisis posterior es más interesante tener el dato agrupado en un único atributo que en varios.

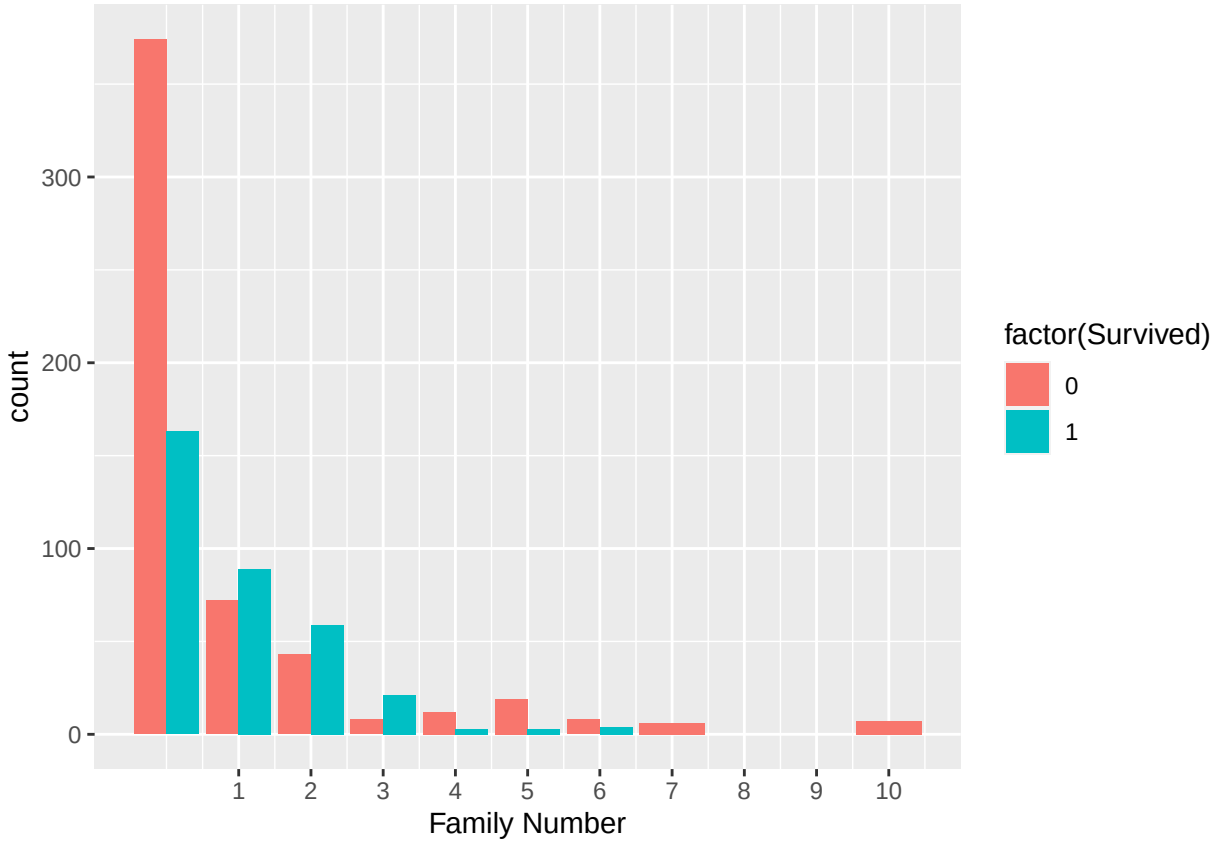
```
data$Fnumber <- data$SibSp + data$Parch
data$SibSp <- NULL
data$Parch <- NULL
```

Vamos a comprobar visualmente si puede existir una relación entre la variable `Survived` y el número de familiares:

```
if (!require('ggplot2')) install.packages('ggplot2'); library('ggplot2')
```

```
## Loading required package: ggplot2
```

```
ggplot(data, aes(x = Fnumber, fill = factor(Survived))) +
  geom_bar(stat='count', position='dodge') +
  scale_x_continuous(breaks=c(1:11)) +
  labs(x = 'Family Number')
```



Observando los resultados nos damos cuenta de que los pasajeros que viajaban solos tenían más probabilidades de no sobrevivir que de sobrevivir, así como también ocurre con los pasajeros de más de 3 familiares a bordo, por lo que podemos crear tres categorías:

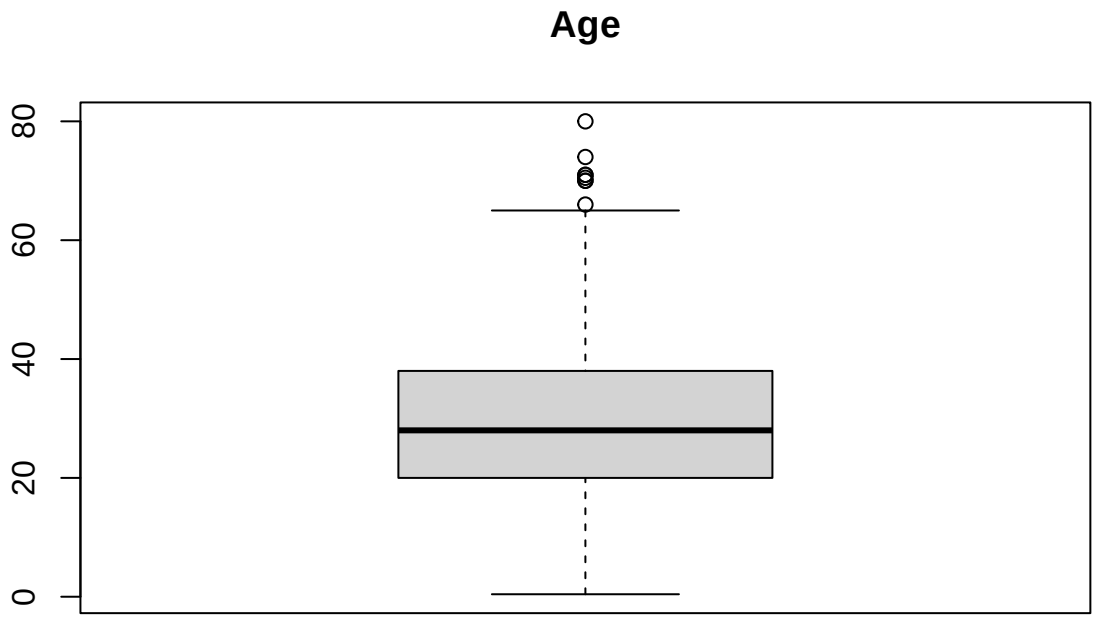
```
data$Ftype[data$Fnumber == 0] <- 'single'
data$Ftype[data$Fnumber < 4 & data$Fnumber > 0] <- 'small'
data$Ftype[data$Fnumber >= 4] <- 'large'

data$Ftype <- as.factor(data$Ftype)
```

Identifica y gestiona los valores extremos.

Tenemos tres atributos numéricos: `Age`, `Fare` y `Fnumber`. A continuación vamos a visualizar con boxplot cada una de las variables y a realizar su análisis para determinar si los valores extremos son correctos o son fallos:

```
boxplot(data$Age, main="Age")
```




```
boxplot.stats(data$Age)$out
```

```
## [1] 66.0 71.0 70.5 71.0 80.0 70.0 70.0 74.0
```

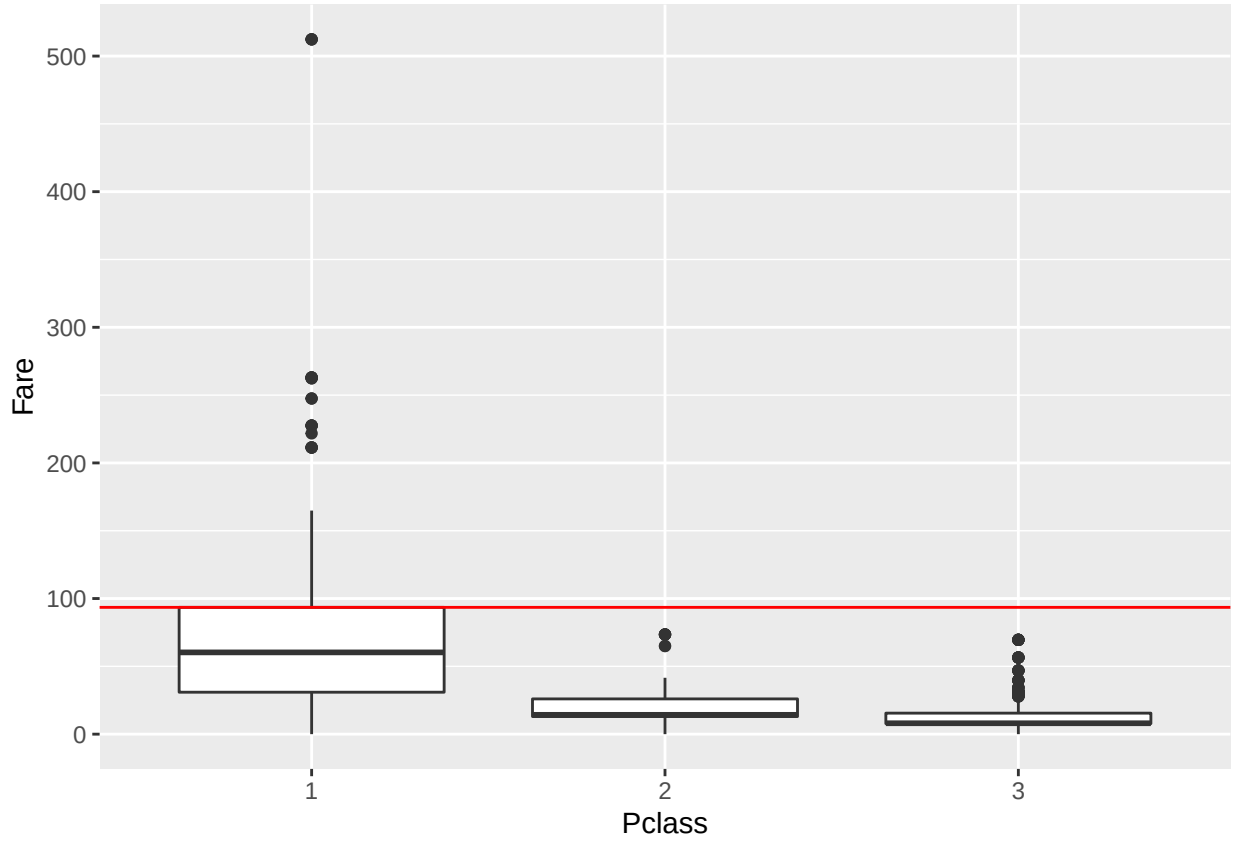
El atributo `Age` nos muestra que los valores extremos son aquellos que están por encima de 66 años. Sin embargo, no observamos ningún valor que aparentemente sea incorrecto. Podemos extraer la conclusión de que era raro ver pasajeros de más de 66 años, pero estos datos no necesitan ser tratados.

Vamos a analizar ahora los valores extremos del atributo `Fare`:

```
boxplot(data$Fare, main="Fare")
```

En un primer lugar observamos los valores extremos del atributo `Fare` y vemos que por encima de 90 se consideran *outliers*. Sin embargo, el precio del billete depende de la clase del mismo, y hay menos de primera clase que del resto; por lo tanto, es probable que los billetes de primera clase se consideren valores extremos, de modo que analizaremos los boxplot por clase y marcaremos el límite para considerarlos *outliers* en el atributo `Fare`:

```
q3 <- quantile(x=data$Fare[data$Pclass == 1], 0.75)
ggplot(data, aes(x=Pclass, y=Fare)) +
  geom_boxplot() +
  geom_hline(aes(yintercept=q3), colour='red')
```



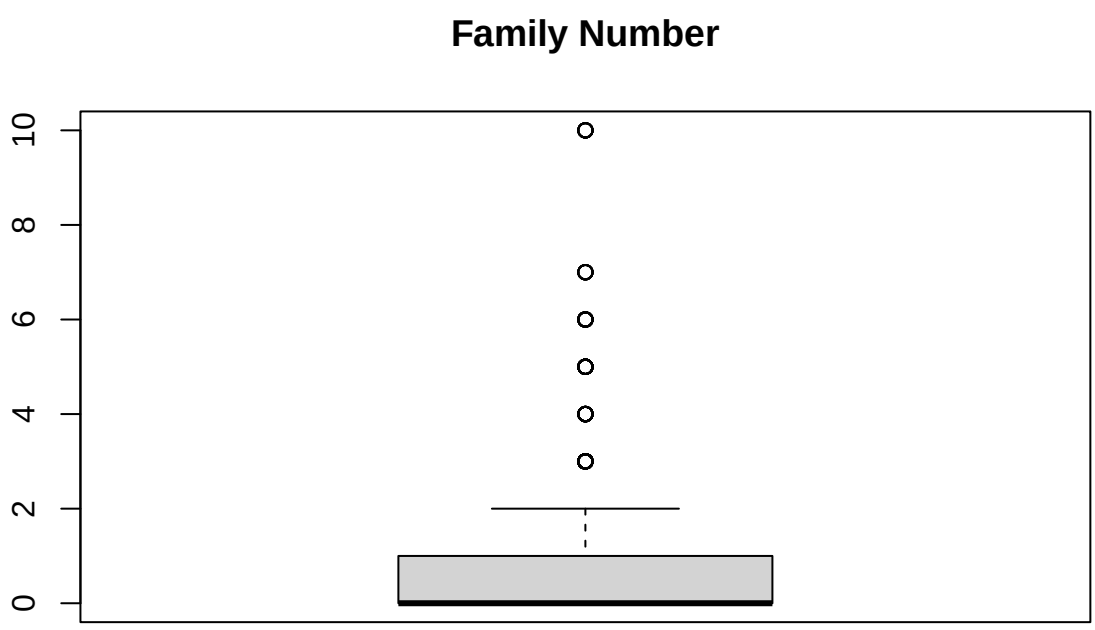

```
print(data[data$Fare > 200,])
```

```
##     PassengerId Survived Pclass
## 28           28        0      1
## 89           89        1      1
## 119         119        0      1
## 259         259        1      1
## 300         300        1      1
## 312         312        1      1
## 342         342        1      1
## 378         378        0      1
## 381         381        1      1
## 439         439        0      1
## 528         528        0      1
## 558         558        0      1
## 680         680        1      1
## 690         690        1      1
## 701         701        1      1
## 717         717        1      1
## 731         731        1      1
## 738         738        1      1
## 743         743        1      1
## 780         780        1      1
##                                                  Name    Sex Age   Ticket
## 28                      Fortune, Mr. Charles Alexander   male  19    19950
## 89                          Fortune, Miss. Mabel Helen female  23    19950
```

```
## 119                               Baxter, Mr. Quigg Edmond   male  24 PC 17558
## 259                                    Ward, Miss. Anna female  35 PC 17755
## 300       Baxter, Mrs. James (Helene DeLaudeniere Chaput) female  50 PC 17558
## 312                             Ryerson, Miss. Emily Borie female  18 PC 17608
## 342                          Fortune, Miss. Alice Elizabeth female  24    19950
## 378                               Widener, Mr. Harry Elkins   male  27   113503
## 381                                  Bidois, Miss. Rosalie female  42 PC 17757
## 439                                      Fortune, Mr. Mark   male  64    19950
## 528                                    Farthing, Mr. John   male  NA PC 17483
## 558                                   Robbins, Mr. Victor   male  NA PC 17757
## 680                     Cardeza, Mr. Thomas Drake Martinez   male  36 PC 17755
## 690                      Madill, Miss. Georgette Alexandra female  15    24160
## 701     Astor, Mrs. John Jacob (Madeleine Talmadge Force) female  18 PC 17757
## 717                           Endres, Miss. Caroline Louise female  38 PC 17757
## 731                           Allen, Miss. Elisabeth Walton female  29    24160
## 738                                  Lesurer, Mr. Gustave J   male  35 PC 17755
## 743                  Ryerson, Miss. Susan Parker "Suzette" female  21 PC 17608
## 780 Robert, Mrs. Edward Scott (Elisabeth Walton McMillan) female  43    24160
##         Fare           Cabin Embarked Fnumber  Ftype
## 28  263.0000     C23 C25 C27        S       5  large
## 89  263.0000     C23 C25 C27        S       5  large
## 119 247.5208         B58 B60        C       1  small
## 259 512.3292            <NA>        C       0 single
## 300 247.5208         B58 B60        C       1  small
## 312 262.3750 B57 B59 B63 B66        C       4  large
## 342 263.0000     C23 C25 C27        S       5  large
## 378 211.5000             C82        C       2  small
## 381 227.5250            <NA>        C       0 single
## 439 263.0000     C23 C25 C27        S       5  large
## 528 221.7792             C95        S       0 single
## 558 227.5250            <NA>        C       0 single
## 680 512.3292     B51 B53 B55        C       1  small
## 690 211.3375              B5        S       1  small
## 701 227.5250         C62 C64        C       1  small
## 717 227.5250             C45        C       0 single
## 731 211.3375              B5        S       0 single
## 738 512.3292            B101        C       0 single
## 743 262.3750 B57 B59 B63 B66        C       4  large
## 780 211.3375              B3        S       1  small
```

Observamos cómo los valores considerados *outliers* para `Fare` están asociados con la clase en la que viajan: cuanto más alta es la clase y mayor número de pasajeros comparten billete, más alta es la tarifa. Por lo tanto, los valores extremos en este atributo son valores que consideramos válidos.

```
boxplot(data$Fnumber, main="Family Number")
```




```
boxplot.stats(data$Fnumber)$out
```

```
##  [1]  4  6  5  4  6  5  3  5  3  7  5  6  7  3  4  5  3  6  4 10  5  5  5  4 10
## [26]  6  3 10  4  6  6  5  5  3  3  4 10  5  5  4  7  3  4  3  4  5  5  3  3  3
## [51]  3  7  4  3  3  6  6  4  3  3  6  3  3  5  5  5  3  7  7  3  5  3  4  4  3
## [76]  3  4  3  5  3 10  3  6  5  5 10  6  3 10  5  3
```

Observamos cómo el boxplot nos cataloga como valores extremos todos aquellos pasajeros que viajasen con 3 familiares más. Sin embargo, no parece ser un dato incorrecto. Quizá 10 familiares es un poco sospechoso, por lo que veamos los pasajeros con `Fnumber` = 10 existentes en el *dataset*:

```
data[data$Fnumber == 10,]
```

```
##     PassengerId Survived Pclass                                     Name    Sex Age
## 160         160        0      3          Sage, Master. Thomas Henry   male  NA
## 181         181        0      3       Sage, Miss. Constance Gladys female  NA
## 202         202        0      3                 Sage, Mr. Frederick   male  NA
## 325         325        0      3            Sage, Mr. George John Jr   male  NA
## 793         793        0      3             Sage, Miss. Stella Anna female  NA
## 847         847        0      3            Sage, Mr. Douglas Bullen   male  NA
## 864         864        0      3 Sage, Miss. Dorothy Edith "Dolly" female  NA
##       Ticket  Fare Cabin Embarked Fnumber Ftype
## 160 CA. 2343 69.55  <NA>        S      10 large
## 181 CA. 2343 69.55  <NA>        S      10 large
## 202 CA. 2343 69.55  <NA>        S      10 large
## 325 CA. 2343 69.55  <NA>        S      10 large
## 793 CA. 2343 69.55  <NA>        S      10 large
## 847 CA. 2343 69.55  <NA>        S      10 large
```

```
## 864 CA. 2343 69.55  <NA>        S      10 large
```

Aquí podemos observar cómo todos los pasajeros que viajaban con 10 familiares eran familia, compartían billete y tarifa, por lo que los valores *outliers* de `Fnumber` son correctos.

Análisis de los datos.

Selección de los grupos de datos que se quieren analizar/comparar (p. e., si se van a comparar grupos de datos, ¿cuáles son estos grupos y qué tipo de análisis se van a aplicar?)

Como se ha comentado al principio, vamos a trabajar con el conjunto de datos de entrenamiento y vamos a analizar la relación existente entre la supervivencia y los atributos `Pclass`, `Sex`, `Embarked` y `Ftype`.

Relacion entre Survived y Pclass

```
frequency_table <- table(data$Survived, data$Pclass, dnn = c("Survived", "Pclass"))
proportions_table <- prop.table(frequency_table)
percentages_table <- round((proportions_table * 100), 2)
addmargins(percentages_table)
```

```
##          Pclass
## Survived      1      2      3    Sum
##      0     8.98  10.89  41.75  61.62
##      1    15.26   9.76  13.36  38.38
##      Sum  24.24  20.65  55.11 100.00
```

De esta tabla de porcentajes llegamos a la conclusión de que los pasajeros que viajaban en tercera clase tenían menos posibilidades de supervivencia que los que iban en segunda y estos, menos que los que iban en primera, siendo los pasajeros de primera clase los únicos que tenían una probabilidad mayor de sobrevivir que de no sobrevivir. Por lo tanto, podemos afirmar que hay una relación entre la clase en la que se viajaba y la supervivencia.

Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza.

Aplicación de pruebas estadísticas para comparar los grupos de datos. En función de los datos y el objetivo del estudio, aplicar pruebas de contraste de hipótesis, correlaciones, regresiones, etc. Aplicar al menos tres métodos de análisis diferentes.

Representación de los resultados a partir de tablas y gráficas. Este apartado se puede responder a lo largo de la práctica, sin necesidad de concentrar todas las representaciones en este punto de la práctica.

Resolución del problema. A partir de los resultados obtenidos, ¿cuáles son las conclusiones? ¿Los resultados permiten responder al problema?
