PRAC 2

M2.851 - Tipología y Ciclo de vida de los datos · PRAC 2 · 2018-2019

Pablo Panero · Master en Ciencia de Datos

Índice

Wiki

Práctica realizada por Pablo Panero. La estructura de los ficheros a entregar es la siguiente:

- Las respuestas a las preguntas de la práctica se encuentran en los apartados siguientes en el archivo “*ppanero_PRAC2*.pdf”.
- El código se encuentra en el archivo “*ppanero_prac2*.r”.
- Los CSV con los datos originales se encuentran en el directorio "*original_dataset*"
- Los CSV con los datasets generados durante la realización de la práctica se encuentran en "*processed_dataset*". Estos son dos:
  - *filteredData*: Dataset generado tras la limpieza de los datos para la ejecución de las pruebas estadísticas.
  - *asociationData*: Dataset generado para aplicar un algoritmo de reglas de asociación, es decir, con todas las variables discretizadas.

Preguntas de la práctica

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

El conjunto de datos, o *dataset*, pertenece a la competicion "Titanic: Machine Learning from Disaster". El objetivo de este estudio es entender las características que permitieron a unos pasajeros sobrevivir y a otros no, teniendo en mente intentar predecir este hecho con la máxima precisión posible en el futuro (Participar en la competición). A pesar de ser el anterior el objetivo principal, indirectamente podría, por ejemplo, ayudar a entender qué características tienen los fallecidos y estudiar por qué estos no pudieron sobrevivir (Ej. la situación de los camarotes en el barco). Obteniendo, así ideas de como mejorar la seguridad o incrementar las posibilidades de supervivencia en el caso del hundimiento de un barco.

El dataset se compone de dos archivos *train.csv* y *test.csv*, ambos con la misma estructura. Sin embargo, se debe utilizar el primero para construir los modelos de clasificación, y el segundo para comprobar la eficacia de estos. Además, se provee un tercer fichero, *gender_submission.csv,* a modo de ejemplo de cómo se deben entregar los archivos a Kaggle en caso de que quisiéramos participar en la competición.

Los atributos del dataset son:

- PassengerId: Identificador del pasajero en el Titanic.
- Survived: Indica si el pasajero sobrevive (1) o no (0).
- Pclass: Indica la clase de ticket que obtuvo el pasajero. Los valores posibles son alta (1), media (2), y baja (3). Se puede relacionar este atributo con la clase socioeconómica del pasajero.
- Name: Nombre del pasajero.
- Sex: Género del pasajero. Valores posibles hombre (male) o mujer (female).
- Age: Edad del pasajero en años. Si es menor que 1 año se especifica en forma fraccionaria.
- SibSp: Número de hermanos/as (incluye hermanastros/as) y/o cónyuges (novios/as y prometidos/as no se tienen en cuenta) a bordo del Titanic.
- Parch: Número de padres y/o hijos (incluye hijastros/as) a bordo del Titanic.
- Ticket: Número de ticket del pasajero.
- Fare: Tarifa del pasajero.
- Cabin: Camarote del pasajero.
- Embarked: Puerto en el cual embarcó el pasajero. Los valores posibles son Cherbourg (C), Queenstown (Q), y Southampton (S).

Integración y selección de los datos de interés a analizar

En primer lugar leemos los datos, utilizando el parámetro “header” con valor “TRUE” ya que la primera fila de los archivos contiene la cabecera de los datos (nombre de los atributos o columnas).

```
> datasetDir = "~/dataset/"
> dataTrain <- read.csv(paste(datasetDir, "train.csv", sep="/"), header = TRUE)
> dataTest <- read.csv(paste(datasetDir, "test.csv", sep="/"), header = TRUE)
```

Acto seguido comprobamos las dimensiones, y vemos que el dataset de entrenamiento (*train.csv*) tiene una columna más que el de prueba (*test.csv*), un total de 12 con respecto a 11. Esto se debe a que en el segundo dataset el atributo “Survived” no está presente (ya que es el que se pretende predecir). Podemos ver que el dataset de entrenamiento tiene 891 observaciones y el de prueba 418.

```
> dim(dataTrain)
[1] 891  12
> dim(dataTest)
[1] 418  11
```

Además vemos que hay dos atributos más que no se encontraban en la descripción de Kaggle (Sí se incluyeron en la descripción anterior): “Name”, que contiene el nombre del pasajero, y “PassengerId”, que contiene el identificador del pasajero en el Titanic.

NOTA: De ahora en adelante trataremos solamente el dataset de entrenamiento, ya que es en base al cual debemos obtener el modelo, pero las operaciones realizadas deberían ser aplicables al dataset de prueba.

En el siguiente paso obtenemos la clase de las distintas variables, para ver de qué tipo son:

```
> vars <- sapply(dataTrain, class)
> table(data.frame(variables=names(vars), clase=as.vector(vars)))
```

Y se obtienen los siguientes valores:

Variable	**Clase**[1]
PassengerId	Integer
Survived	Integer
Pclass	Integer
Name	Factor

[1] Para el dataset *test.csv* se obtienen los mismo valores, salvo el atributo “Survived” que no está presente.

Sex	Factor
Age	Numeric
SibSp	Integer
Parch	Integer
Ticket	Factor
Fare	Numeric
Cabin	Factor
Embarked	Factor

En primer lugar vemos (utilizando la función *view*) que los atributos “PassengerId” y “Name” no aportan ninguna información útil para conseguir nuestro objetivo. El primero es un contador entero, y el segundo una cadena de caracteres con el nombre del pasajero. Por lo que los eliminamos.

```
> view(dataTrain)
> library(dplyr)
> filteredData <- select(dataTrain, -PassengerId)
> filteredData <- select(filteredData, -Name)
```

Exploramos nuevamente los datos y vemos que el atributo “Ticket” corresponde con una cadena de números y/o caracteres que no aportan tampoco ningún valor de cara a conseguir nuestro objetivo. Por lo tanto lo eliminamos también:

```
> filteredData <- select(filteredData, -Ticket)
```

Por último vemos que valores podrían necesitar ser convertidos (discretizados). Mostramos los atributos y su tipo:

```
> str(filteredData)
'data.frame':    891 obs. of  9 variables:
 $ Survived: int  0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 ...
 $ Pclass  : int  3 1 3 1 3 3 1 3 3 2 ...
 $ 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 ...
 $ Fare    : num  7.25 71.28 7.92 53.1 8.05 ...
 $ Cabin   : chr  "" "C85" "" "C123" ...
 $ Embarked: chr  "S" "C" "S" "S" ...
```

De la descripción del apartado anterior vemos que “Survived”, “Pclass”, “Sex”, y “Embarked” toman valores dentro de un conjunto de etiquetas/valores determinado. Por lo tanto, estos deberían ser discretizados:

```
> colsToFactor<-c("Survived","Pclass","Sex","Embarked")
> for (i in colsToFactor){
     filteredData[,i] <- as.factor(filteredData[,i])
  }
> str(filteredData)
'data.frame':    891 obs. of  9 variables:
 $ 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 ...
 $ 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 ...
 $ Fare    : num  7.25 71.28 7.92 53.1 8.05 ...
 $ Cabin   : chr  "" "C85" "" "C123" ...
 $ Embarked: Factor w/ 4 levels "","C","Q","S": 4 2 4 4 4 3 4 4 4 2 ...
```

Los atributos “SibSp” y “Parch” también son candidatos a ser discretizados ya que tienen pocas clases.

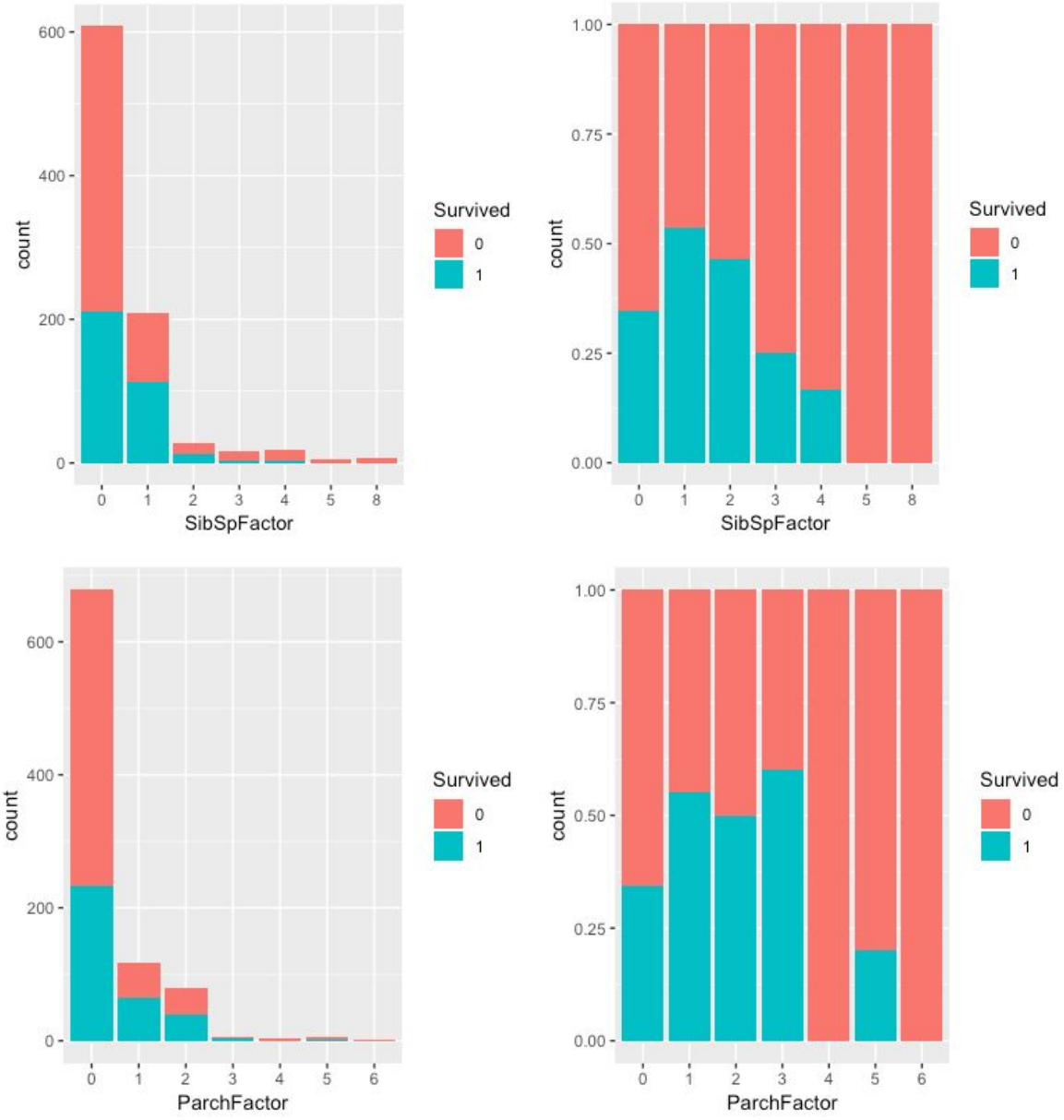
```
> summary(as.factor(filteredData$SibSp))
```

0	1	2	3	4	5	8
608	209	28	16	18	5	7

```
> summary(as.factor(filteredData$Parch))
```

0	1	2	3	4	5	6
678	118	80	5	4	5	1

Vemos que ambas variables siguen una distribución muy similar. También con respecto a la clase a predecir “Survived” (lo corroboramos con las siguientes gráficas):



Puede ser interesante crear una nueva variable que represente el tamaño de la familia (“SibSp” + “Parch” + 1, el individuo de la observación). Tanto para discretizar las variables como para crear la nueva vamos a esperar a terminar la fase siguiente (búsqueda de valores nulos) para evitar contaminarla con valores erróneos o incompletos.

Terminamos la selección de los datos relevantes para el análisis con 9 variables, 4 categóricas, 2 decimales, 2 enteras y 1 cadena de caracteres. Pasamos a comprobar la existencia de valores nulos, vacíos, extremos, etc. y seguir limpiando los datos en función de ello.

Limpieza de los datos.

¿Los datos contienen ceros o elementos vacíos? ¿Cómo gestionarías cada uno de estos casos?

Dados los tipos de datos que tenemos deberíamos buscar por *NA* (*Not Assigned*) en todos ellos. Por la cadena vacía “” o “ ” en las cadenas de caracteres, y por valores menores que 0 en los numéricos.

> colSums(is.na(filteredData))

Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Cabin	Embarked
0	0	0	177	0	0	0	0	0

> colSums(filteredData=="", na.rm=T)

Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Cabin	Embarked
0	0	0	0	0	0	0	687	2

> colSums(filteredData==" ", na.rm=T)

Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Cabin	Embarked
0	0	0	0	0	0	0	0	0

> colSums(filteredData<0, na.rm=T)

Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Cabin	Embarked
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Antes de realizar ninguna transformación para tratar los atributos nulos o vacíos comprobamos las variables categóricas, es decir, que no existan casos como por ejemplo la existencia de dos etiquetas para el mismo valor pero escritas diferente (Ej. “Male” y “male”):

```
> levels(filteredData$Survived)
[1] "0" "1"
> levels(filteredData$Pclass)
[1] "1" "2" "3"

> levels(filteredData$Sex)
```

```
[1] "female" "male"
> levels(filteredData$Embarked)
[1] ""  "C" "Q" "S"
```

Vemos que los posibles valores de los atributos categóricos son correctos, excepto la etiqueta vacía (“”) en “Embarked”. Sin embargo, podemos ver que esta corresponde a las dos observaciones encontradas en el segundo filtro de las operaciones anteriores:

> summary(filteredData$Embarked)

“”	C	Q	S
2	168	77	644

Explorados los datos en este aspecto, pasamos a tratar los valores nulos o vacíos encontrados.

En primer lugar vemos que el atributo “Cabin” tiene 687 valores vacíos. Teniendo en cuenta que el dataset tiene 891 observaciones, estos suponen un 77.1%. Llegamos a la conclusión de que no disponemos de datos suficientes para inferir los datos faltantes sin asumir un porcentaje de error muy alto (e incluso el sesgo del resultado). Por lo tanto, borramos dicha columna de los datos a analizar.

Sin embargo, hubiera sido interesante analizar la relación entre la letra/posición del camarote en el barco y la supervivencia (Aunque tampoco sabemos si los pasajeros estaban en el camarote en el momento de la evacuación).

```
> filteredData <- select(filteredData, -Cabin)
```

En cuanto a los atributos “Age” y “Embarked” podríamos asignar el valor medio y la moda respectivamente. A pesar de ello, utilizaremos el algoritmo de imputación de valores mediante *K-Nearest Neighbours* [5] ya que será más preciso (sobre todo para el atributo “Age”). Para aplicar este algoritmo al atributo “Embarked” necesitamos convertir los vacíos en *NAs*.

```
> filteredData$Embarked[filteredData$Embarked==""]=NA
```

Apuntamos algunos identificadores que fueran nulos para los atributos. Para “Embarked” 62 y 830, para “Age” 18, 30 y 236. Y aplicamos el algoritmo *KNN*.

```
> filteredData <- kNN(filteredData, variable = c("Embarked", "Age"))
```

Y Comprobamos los valores:

```
> filteredData$Embarked[62]
[1] S
Levels:  C Q S
> filteredData$Embarked[830]
[1] S
Levels:  C Q S
> filteredData$Age[18]
[1] 34
> filteredData$Age[30]
[1] 33
> filteredData$Age[236]
[1] 24
```

Podemos observar que en el caso de “Embarked” el valor aplicado coincide con la moda. Sin embargo, en el caso de “Age” obtenemos mejores valores que la *media* que podríamos haber aplicado, ya que el algoritmo tiene en cuenta a los vecinos. Es decir, el resto de atributos, no solo los valores del atributo en cuestión, lo cual sería agnóstico a la observación.

Por último vemos que aplicar el algoritmo *KNN* generó dos nuevas columnas en los datos, que indican en cuáles de las observaciones se imputaron los datos. Estas no nos sirven para alcanzar nuestro objetivo, por lo que las eliminamos.

```
> filteredData <- select(filteredData, -Embarked_imp)
> filteredData <- select(filteredData, -Age_imp)
```

Como medida de seguridad, comprobamos que no existen más valores nulos o vacíos:

```
> colSums(is.na(filteredData))
```

Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Embarked
0	0	0	0	0	0	0	0

```
> colSums(filteredData=="", na.rm=T)
```

Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Embarked
0	0	0	0	0	0	0	0

```
> colSums(filteredData==" ", na.rm=T)
```

Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Embarked
0	0	0	0	0	0	0	0

> colSums(filteredData<0, na.rm=T)

Survived	Pclass	Sex	Age	SibSp	Parch	Fare	Embarked
0	0	0	0	0	0	0	0

Antes de pasar a la fase siguiente procedemos a discretizar las variables “SibSp” y “Parch” y a crear la nueva “FSize” (*Family Size*, o tamaño de familia):

```
> filteredData$FSize <- filteredData$SibSp + filteredData$Parch + 1
> filteredData$SibSp <- as.factor(filteredData$SibSp)
> filteredData$Parch <- as.factor(filteredData$Parch)
```

Vemos que la nueva variable también posee pocos valores posibles, por lo que la discretizamos también:

> summary(as.factor(filteredData$FSize))

1	2	3	4	5	6	7	8	11
537	161	102	29	15	22	12	6	7

> filteredData$FSize <- as.factor(filteredData$FSize)

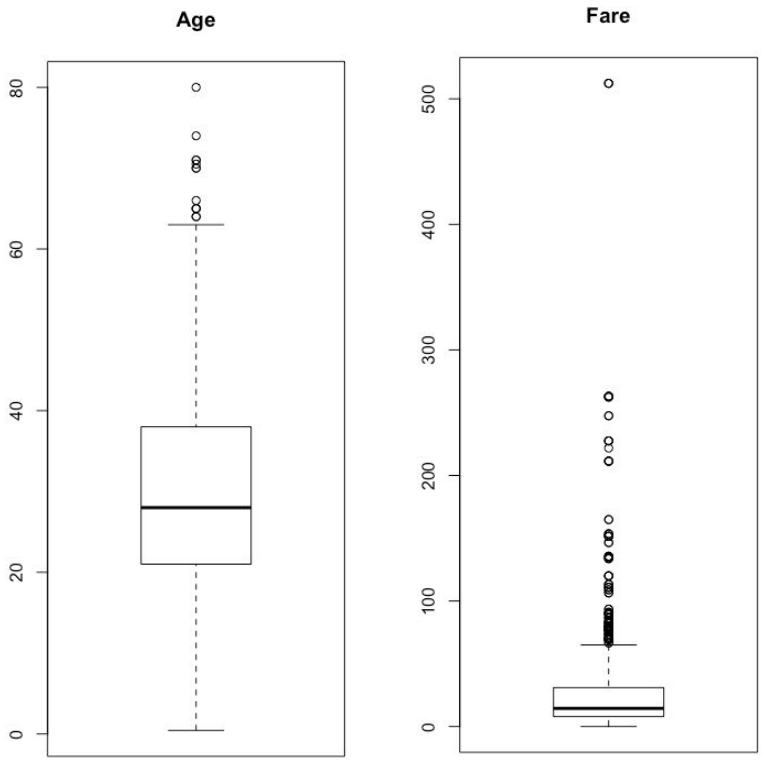
Terminamos esta etapa con 11 variables, 9 categóricas y 2 numericas.

Identificación y tratamiento de valores extremos

En las variables categóricas no tiene sentido realizar un análisis de valores extremos ya que solo toman valores dentro de un conjunto concreto. Una posible mejora podría ser realizar un análisis multivariable [6].

Realizamos el análisis con el paquete *boxplot* de R [7] sobre “Age” y “Fare”. En primer lugar obtenemos los diagramas de cajas:

```
> boxplot(filteredData$Age)
> boxplot(filteredData$Fare)
```



Comprobamos los valores:

```
> boxplot(filteredData$Age)$out
 [1] 66.0 65.0 71.0 70.5 65.0 64.0 65.0 71.0 64.0 80.0 70.0 70.0 74.0
> boxplot(filteredData$Fare)$out
  [1]  71.2833 263.0000 146.5208  82.1708  76.7292  80.0000  83.4750  73.5000 263.0000
77.2875 247.5208  73.5000
 [13]  77.2875  79.2000  66.6000  69.5500  69.5500 146.5208  69.5500 113.2750  76.2917
90.0000  83.4750  90.0000
 [25]  79.2000  86.5000 512.3292  79.6500 153.4625 135.6333  77.9583  78.8500
91.0792 151.5500 247.5208 151.5500
 [37] 110.8833 108.9000  83.1583 262.3750 164.8667 134.5000  69.5500 135.6333
153.4625 133.6500  66.6000 134.5000
 [49] 263.0000  75.2500  69.3000 135.6333  82.1708 211.5000 227.5250  73.5000
120.0000 113.2750  90.0000 120.0000
 [61] 263.0000  81.8583  89.1042  91.0792  90.0000  78.2667 151.5500  86.5000
108.9000  93.5000 221.7792 106.4250
 [73]  71.0000 106.4250 110.8833 227.5250  79.6500 110.8833  79.6500  79.2000
78.2667 153.4625  77.9583  69.3000
 [85]  76.7292  73.5000 113.2750 133.6500  73.5000 512.3292  76.7292 211.3375
110.8833 227.5250 151.5500 227.5250
 [97] 211.3375 512.3292  78.8500 262.3750  71.0000  86.5000 120.0000  77.9583
211.3375  79.2000  69.5500 120.0000
[109]  93.5000  80.0000  83.1583  69.5500  89.1042 164.8667  69.5500  83.1583
```

Observamos que para “Age” los valores no son extremos. Incluso el valor máximo es un valor posible y razonable para la edad de una persona:

```
> max(boxplot(filteredData$Age)$out)
[1] 80
```

Nota: no se calculan los mínimos porque ningún valor es menor que 0 (o 64 en "Age"), siendo 0 (o 64) un valor aceptado.

En el caso de "Fare" debemos investigar un poco más el porqué de los precios (tarifas) tan altas para los billetes.

Obtenemos el mínimo y la mediana de los outliers y lo comparamos con la clase (socioeconómica) a la que pertenecen:

```
> min(boxplot(filteredData$Fare)$out)
[1] 66.6
> pclass_min <- filteredData$Pclass[filteredData$Fare >= 66.6]
> summary(pclass_min)
```

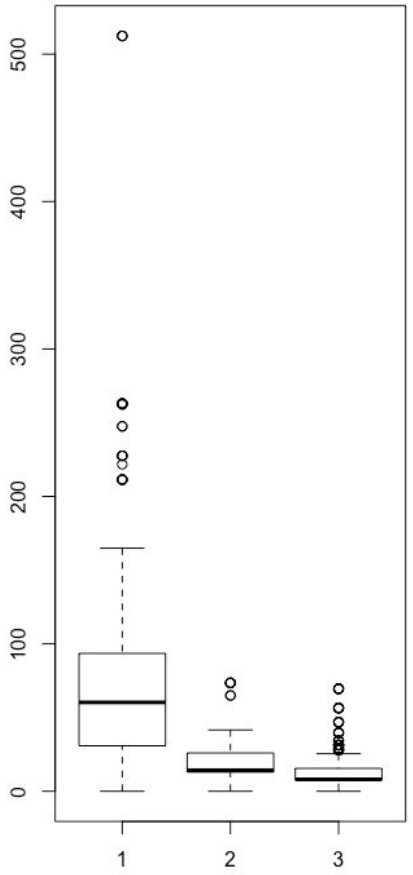
1st	2nd	3rd
104	5	7

```
> mean(boxplot(filteredData$Fare)$out)
[1] 128.2916
> pclass_mean <- filteredData$Pclass[filteredData$Fare >= 128.2916]
> summary(pclass_mean)
```

1st	2nd	3rd
38	0	0

Todo lleva a indicar que los billetes "caros" que se identificaron como *outliers* son de primera clase, por lo que es normal que sean más (incluso excesivamente) caros. Para comprobar esta teoría, realizamos el diagrama de cajas separado por clases ("Pclass").

Cada una de las cajas representa una clase (1 para primera, 2 para segunda y 3 para tercera), siendo el eje Y el precio (“Fare”).



Si bien es cierto que algunos billetes de segunda y tercera clase son más caros de lo normal, no son lo suficientemente caros como para hacernos sospechar que son datos erróneos (Podría tratarse por ejemplo de billetes de última hora, que son más caros de lo normal). Esto mismo podría ocurrir con los precios de los billetes de primera clase que cuestan más de 200, sin embargo, hay tres apariciones por encima de 500.

```
> highPrice <- filteredData$Fare[filteredData$Fare> 500]
> highPrice
[1] 512.3292 512.3292 512.3292
```

También llama la atención la existencia de tickets con precio 0 (15 casos):

```
> lowPrice <- filteredData$Fare[filteredData$Fare == 0]
> lowPrice
 [1] 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
```

Aunque la aparición de más de una observación con el mismo precio pudiera suponer un dato legítimo (Ej. camarote presidencial, o ganados en un sorteo para los de coste 0), estos

cuestan casi el doble que el siguiente ticket más caro (511 vs 263), sin hablar de su distancia en términos de desviaciones estándar (casi 5 veces).

```
> sd(filteredData$Fare)
[1] 41.19916
```

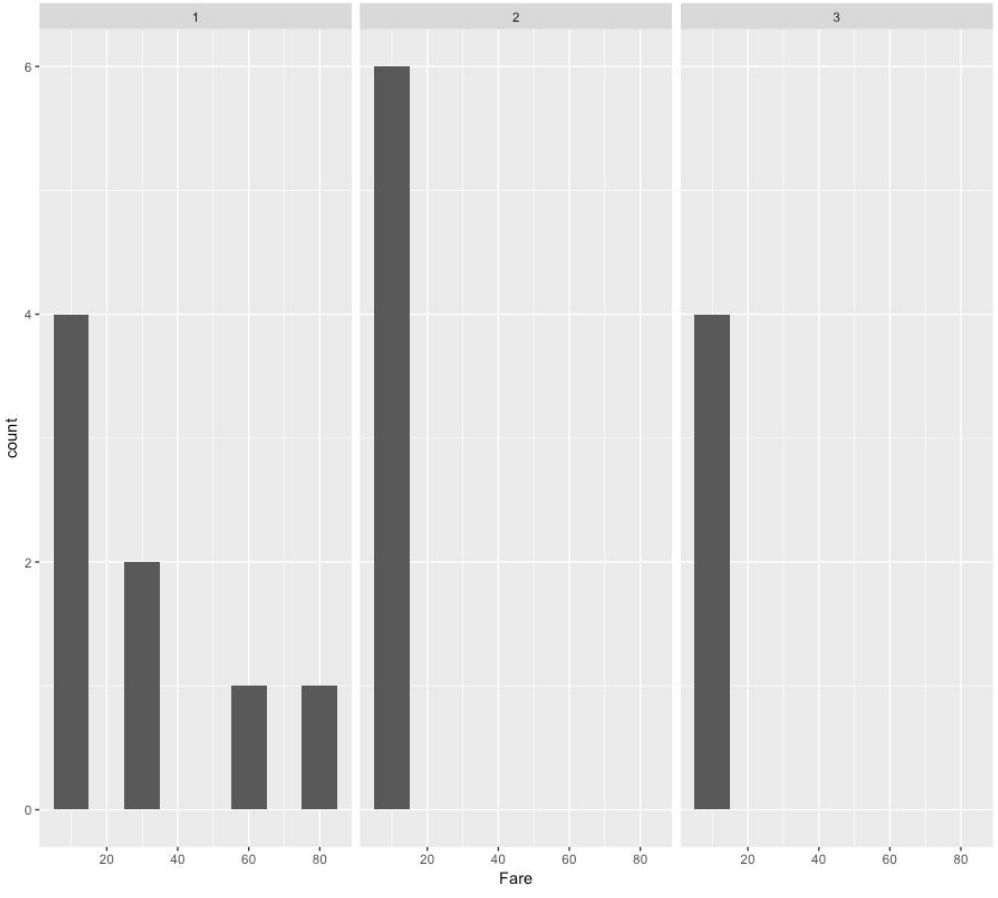
También es poco creíble que los billetes tengan coste 0, porque aunque se hubieran ganado en un sorteo, alguien los tendria que comprar para sortearlos. Por lo tanto también los trataremos como valores extremos.

Para tratarlos, le asignaremos el valor *NA* y utilizaremos el método de imputación *KNN*, al igual que realizamos anteriormente.

```
> filteredData$Fare[filteredData$Fare == 0 | filteredData$Fare > 500]=NA
> filteredData <- kNN(filteredData, variable = c("Fare"))
```

Comprobamos los valores que asigna:

```
> ggplot(data=filteredData[filteredData$Fare_imp==TRUE,],
aes(x=Fare))+geom_histogram(binwidth = 10)+facet_wrap(~Pclass)
```



Estos valores tienen sentido ya que asigna valores más altos a los tickets de 1ra clase, y menor a los de 2da y 3ra. Por lo que procedemos a borrar la columna de “Fare_imp” generada en la imputación de sus valores.

```
> filteredData <- select(filteredData, - Fare_imp)
```

Damos por terminada la fase de tratamiento de valores extremos.

Análisis de los datos

Selección de los grupos de datos que se quieren analizar/comparar (planificación de los análisis a aplicar)

Los datos que se desean analizar han sido seleccionados en el apartado anterior, y son: “Sex”, “Age”, “Pclass”, “Fare”, “Sibsp”, “Parch”, “FSize” y “Embarked”. El resto de datos han sido descartados por no ser relevantes para nuestra tarea o bien por no tener la suficiente calidad (Ej. “Cabin”).

En cuanto a los análisis que se quieren realizar, sería interesante obtener la relación entre la edad y el género con respecto a la supervivencia. Lo mismo con la clase socio-económica (“Pclass” y “Fare”), y por último de con respecto al tamaño de la familia (“Sibsp”, “Parch” y “FSize”). Respondiendo a preguntas como:

- ¿Tienen más posibilidades de salvarse los hombres o las mujeres? ¿De qué edad?
- ¿Tienen más posibilidades de salvarse los pasajeros de clase socioeconómica elevada?
- ¿Tienen más posibilidades de salvarse las familias? ¿De qué tamaño?
- ¿Tienen más posibilidades de salvarse los hombres o las mujeres de una familia? ¿De qué tamaño? ¿De qué edad? ¿De qué clase social?
- ¿Existe alguna relación entre el puerto de embarque y la supervivencia?

Además como dato curioso, se podría estudiar a las relaciones entre las clase socio-económica y el tamaño de la familia, y la edad/género.

Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza.

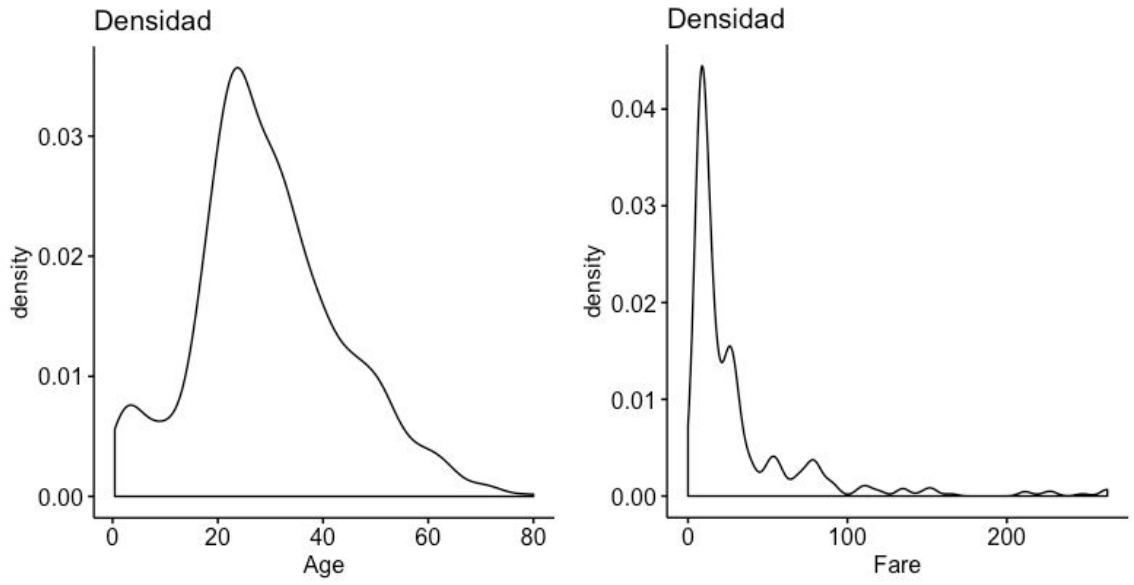
En el dataset generado en el apartado anterior tenemos 11 variables, 9 categóricas y 2 numéricas. Comprobar la normalidad solamente tiene sentido para las numéricas, por lo tanto estudiaremos la normalidad en “Age”, y “Fare”.

En primer lugar realizaremos un estudio visual de la normalidad mediante los gráficos de densidad (similar a un histograma) y de quantile-quantile [8].

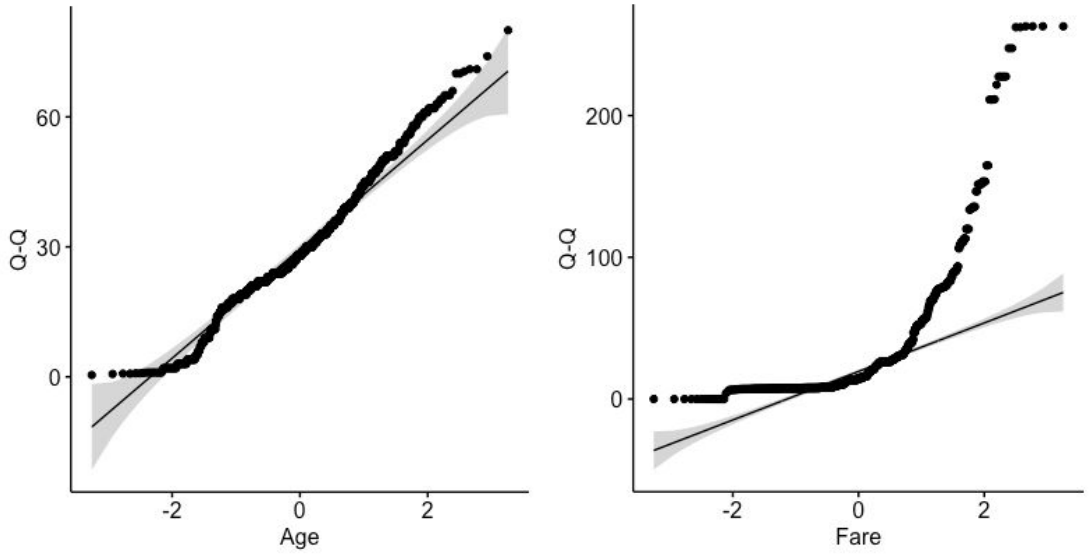
```
> library("ggpubr")
> ggdensity(filteredData$Age, main="Densidad", xlab = "Age")
> ggdensity(filteredData$Fare, main="Densidad", xlab = "Fare")
> ggqqplot(filteredData$Age, ylab="Q-Q", xlab="Age")
```

```
> ggqqplot(filteredData$Fare, ylab="Q-Q", xlab="Fare")
```

Observamos las gráficas de densidad y vemos, a priori, que “Age” se aproxima bastante a una distribución normal (forma de campana) mientras que “Fare” parece no seguir la misma distribución.



Comprobamos con las gráficas de Q-Q (quantile-quantile). Podemos ver de nuevo que “Age” se aproxima a una distribución normal (línea recta [9]), mientras que “Fare” no.



Finalmente comprobamos mediante el test de Shapiro-Wilk [10] ya que la interpretación gráfica puede dar lugar a errores [11].

```
> shapiro.test(filteredData$Age)
        Shapiro-Wilk normality test
data:  filteredData$Age
```

```
W = 0.98059, p-value = 1.665e-09
> shapiro.test(filteredData$Fare)
        Shapiro-Wilk normality test
data:  filteredData$Fare
W = 0.59839, p-value < 2.2e-16
```

En ambos casos el p-value es menor que 0.05 por lo que se rechaza la hipótesis nula. Es decir, las variables no están normalizadas. En caso de utilizar algún método de análisis que parta de la suposición de que las variables siguen una distribución normal, estas dos han de ser normalizadas.

Pasamos a comprobar la homogeneidad de las varianzas (HOV) [12] [13]. Utilizaremos el test de Flinge-Killneen ya que es el más apropiado para variables no paramétricas que no siguen una distribución normal [14] [15].

```
> fligner.test(Age ~ Fare, filteredData)

        Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
data:  Age by Pclass
ligner-Killeen:med chi-squared = 334.24, df = 245, p-value = 0.0001288
```

Obtenemos como resultado que las variables numéricas no son homogéneas en varianza (p-value < 0.05), tenemos que tener esto en cuenta cuando aplicamos los métodos analíticos en caso de que asuman homogeneidad de las varianzas (ej. ANOVA).

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.

Correlaciones

En primer lugar vamos a comprobar la correlación de las variables con la variable que nos interesa “Survived”. Para las variables categóricas utilizaremos el test de Chi-Square [16] [17], para las variables numéricas un test ANOVA.

Variables categóricas

```
> corr_matrix <- matrix(nc = 2, nr = 0)
> colnames(corr_matrix) <- c("variable", "p-value")
> categoricas <- select(filteredData, -Survived, -Age, -Fare)
> for(i in 1:(ncol(categoricas))) {
    pair = matrix(ncol = 2, nrow = 1)
    pair[1][1] = colnames(categoricas)[i]
    pair[2][1] = chisq.test(filteredData$Survived, categoricas[,i])$p.value
    corr_matrix <- rbind(corr_matrix, pair)
 }
```

```
> corr_matrix
     variable          p-value
[1,] "Pclass"        "4.54925171129874e-23"
[2,] "Sex"           "1.19735706277558e-58"
[3,] "SibSp"         "1.55858104659021e-06"
[4,] "Parch"         "9.70352642104002e-05"
[5,] "Embarked"      "2.30086264814496e-06"
[6,] "FSize"         "3.57966897544351e-14"
```

Podemos ver que el test de Chi-Square muestra valores muy pequeños para p-value, esto quiere decir que todas estas variables son altamente importantes en nuestro modelo. Sin embargo, destacamos el género como variable predictiva, seguido de “PClass”. Además, hay que resaltar que “FSize” es más predictiva que “Parch” y “SibSp”.

Variables numéricas

No hace falta normalizar los datos ya que disponemos de más de 30 observaciones.

```
> anova_fare <- aov(Fare ~ Survived, filteredData)
> summary(anova_fare)
              Df   Sum Sq   Mean Sq   F value   Pr(>F)
Survived       1   101442    101442     64.55   2.98e-15 ***
Residuals    889  1397082      1572

---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
> anova_age <- aov(Age ~ Survived, filteredData)
> summary(anova_age)
              Df    Sum Sq  Mean Sq   F value   Pr(>F)
Survived       1    1424    1424.1      7.333   0.0069 **
Residuals    889   172647   194.2
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
```

En ambos casos, podemos ver que el valor de F es elevado por lo que podemos decir que ambas son relevantes. Sin embargo “Fare” es mayor por lo que es más importante [19].

Clasificación

En el apartado anterior hemos visto que totas las variables estan correlacionadas con la supervivencia, y que las más relevantes son: “Sex”, “Pclass” y “Fare”, “Age” y “Fsize”.

Vamos a utilizar el algoritmo C50 [20] para obtener un modelo de clasificación:

Antes de ejecutar el algoritmo cabe destacar que la variable “Embarked” tiene una clase vacía (“”), que aunque no tenga ninguna observación en ella, hará fallar el algoritmo C50. Por ello, le asignamos el valor “missing”.

```
> levels(filteredData$Embarked)[1] = "missing"
```

Aplicamos el algoritmo con el parametro “rules” a “TRUE” para poder visualizar las reglas.

```
> library(C50)
> dim(filteredData)
[1] 891   9
> Y <- filteredData[,1]
> X <- filteredData[,2:9]
> model <- C50::C5.0(X, Y,rules=TRUE )
> summary(model)
```

Vemos el uso de atributos del modelo, que corrobora nuestro análisis de las variables más importantes (a excepción de “SibSp” por encima de “FSize”)

```
Attribute usage:

        87.65%  Sex
        74.19%  Pclass
        66.78%  Age
        12.01%  Embarked
         4.60%  Fare
         2.24%  SibSp
         1.68%  FSize
```

Utilizando la función summary sobre el objeto modelo podemos ver las reglas obtenidas (7):

Rule 1	Sex = male & Age > 9 -> class 0 [0.836]
Rule 2	Pclass = 3 -> class 0 [0.757]
Rule 3	Sex = male & Age <= 9 & SibSp in {0, 1, 2} -> class 1 [0.955]
Rule 4	Pclass in {1, 2} & Sex = female -> class 1 [0.942]
Rule 5	Sex = female & Age <= 29 & Fare > 7.65 & Embarked = Q -> class 1 [0.893]
Rule 6	Age <= 49 & Fare > 36.75 & Fare <= 93.5 & Embarked = C & FSize = 2 -> class 1 [0.882]
Rule 7	Sex = female & Embarked = C -> class 1 [0.867]

Analizamos las reglas:

1. Con un 83% si el pasajero es un hombre, pero no un niño, fallecerá.
2. Si el pasajero es de 3ra clase fallecerá con una probabilidad del 75%.
3. Si un niño (masculino) tiene entre 0 y 3 hermanos sobrevivirá con un 95% de posibilidades.
4. Las mujeres de 1ra y 2da clase sobrevivirán con un 94% de posibilidades.
5. Las mujeres o niñas (menores de 29), que pagaron más de 7.65 por su ticket y embarcaron en Queenstown tienen un 89% de sobrevivir.
6. Las personas mayores de 49 años con un ticket que costó en un cierto rango (ver regla), embarcaron en Cherbourg y en el Titanic solo tenían un pariente sobrevivirán con un 88% de probabilidades.
7. Las mujeres embarcadas en Cherbourg sobrevivirán con un 86% de probabilidad.

Si resumimos las reglas vemos un punto común: Los niños y las mujeres sobreviven en la mayoría de los casos (Ver regla 1, 3, 4 y 7), seguidos por los pasajeros de alta categoría socioeconómica (Ver regla 2 y 4).

Reglas de asociación

Por último vamos a comprobar los resultados obtenidos del modelo de clasificación anterior mediante el uso de reglas de asociación.

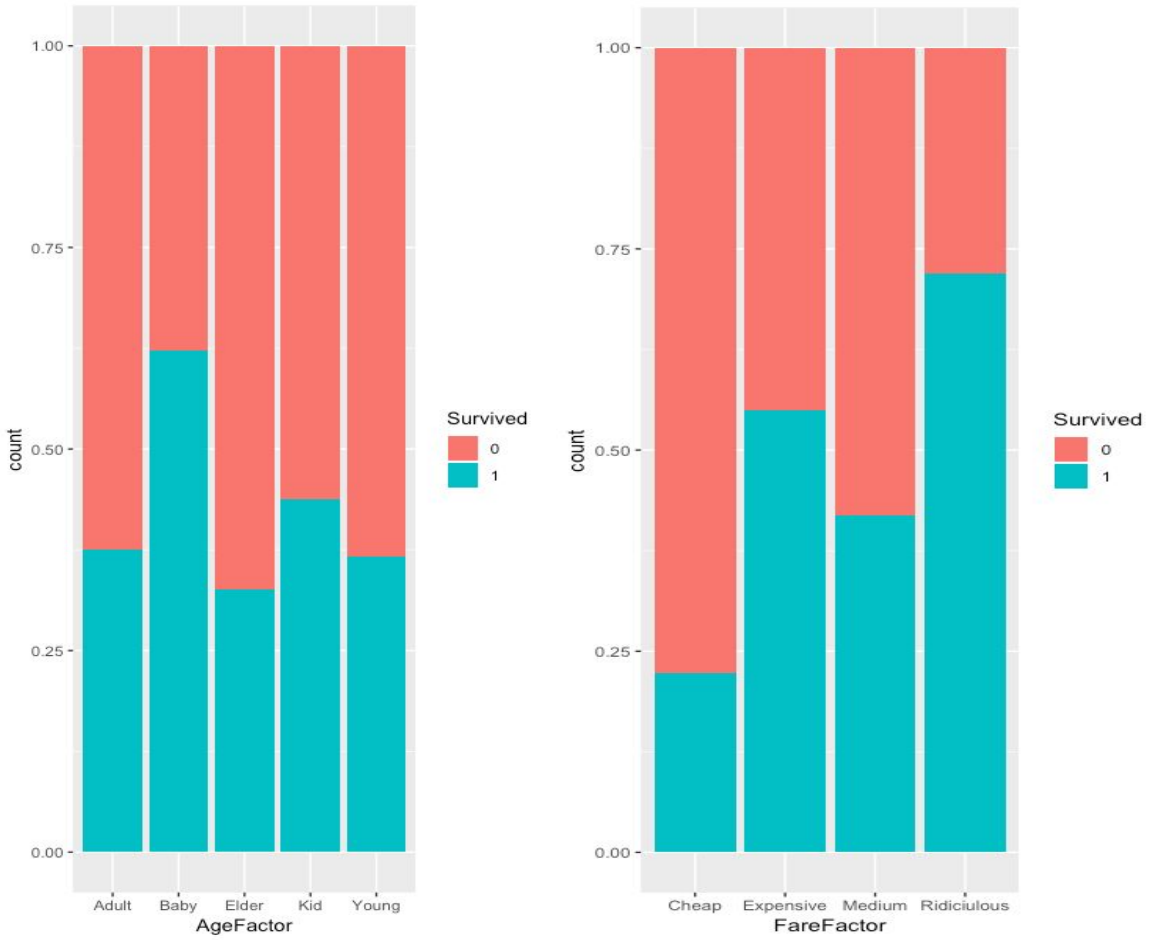
Para ello debemos binarizar los datos, por lo que tenemos que modificar las variables “Age” y “Fare”:

```
# Edad
> filteredData$AgeFactor <- NA
> filteredData$AgeFactor[filteredData$Age < 5] = "Baby"
> filteredData$AgeFactor[filteredData$Age > 5 & filteredData$Age < 15] = "Kid"
> filteredData$AgeFactor[filteredData$Age >= 5 & filteredData$Age < 15] = "Kid"
> filteredData$AgeFactor[filteredData$Age >= 15 & filteredData$Age < 25] = "Young"
> filteredData$AgeFactor[filteredData$Age >= 25 & filteredData$Age < 50] = "Adult"
> filteredData$AgeFactor[filteredData$Age >= 50] = "Elder"
> filteredData$AgeFactor <- as.factor(filteredData$AgeFactor)
# Tarifa
> filteredData$FareFactor <- NA
> filteredData$FareFactor[filteredData$Fare < 12] = "Cheap"
> filteredData$FareFactor[filteredData$Fare >= 12 & filteredData$Fare < 30] = "Medium"
> filteredData$FareFactor[filteredData$Fare >= 30 & filteredData$Fare < 100] =
"Expensive"
> filteredData$FareFactor[filteredData$Fare >= 100] = "Ridiciulous"
> filteredData$FareFactor <- as.factor(filteredData$FareFactor)
```

Comprobamos los resultados en los gráficos:

```
> ggplot(data=filteredData,aes(x=AgeFactor,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")
> ggplot(data=filteredData,aes(x=FareFactor,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")
```

Vemos que las premisas se mantienen: Hay mayor porcentaje de niños y bebés, y pasajeros de alto estrato económico que sobreviven.



Eliminamos los atributos no categóricos y binarizamos los datos:

```
> asociationData <- select(filteredData, -Age, -Fare)
> library(arules)
> mba <- as(asociationData, "transactions")
> summary(mba)
transactions as itemMatrix in sparse format with
 891 rows (elements/itemsets/transactions) and
 43 columns (items) and a density of 0.2093023

most frequent items:
   Parch=0 Embarked=S    SibSp=0   Sex=male Survived=0    (Other)
       678       646       608       577       549      4961
```

Vemos que se han generado 43 columnas, y debajo lo atributos más comunes.

Procedemos a aplicar las reglas de asociación con un nivel de soporte del 5% y una confianza del 95%. También forzamos a que el resultado sea “Survived=1” para obtener reglas relevantes. Utilizaremos el la función *apriori* del paquete *arules* [21].

```
> rules <- apriori(mba, parameter = list(supp = 0.05, conf = 0.95),
appearance=list(rhs='Survived=1',default='lhs'))
```

Vemos que se han generado 6 reglas:

```
> rules <- sort(rules, by="confidence", decreasing=TRUE)
> inspect(rules[1:6], ruleSep = "---->", itemSep = " + ", setStart = "", setEnd ="", linebreak =
FALSE)
```

Estas no mencionan nada con respecto a la edad. Sin embargo, corroboran que las mujeres, y más aún las de clase social alta, sobreviven. Sin ir más lejos, la primera regla lo corrobora con un soporte del 6% ¡Y una confianza del 100%!

Regla	Soporte	Confianza
Pclass=1 + Sex=female + FareFactor=Expensive	0.06172840	1.0000000
Pclass=1 + Sex=female + Parch=0	0.07070707	0.9843750
Pclass=1 + Sex=female + SibSp=0	0.05387205	0.9795918
Pclass=1 + Sex=female + AgeFactor=Adult	0.05274972	0.9791667
Pclass=1 + Sex=female	0.10213244	0.9680851
Pclass=1 + Sex=female + Embarked=S	0.05387205	0.9600000

Representación de los resultados a partir de tablas y gráficas

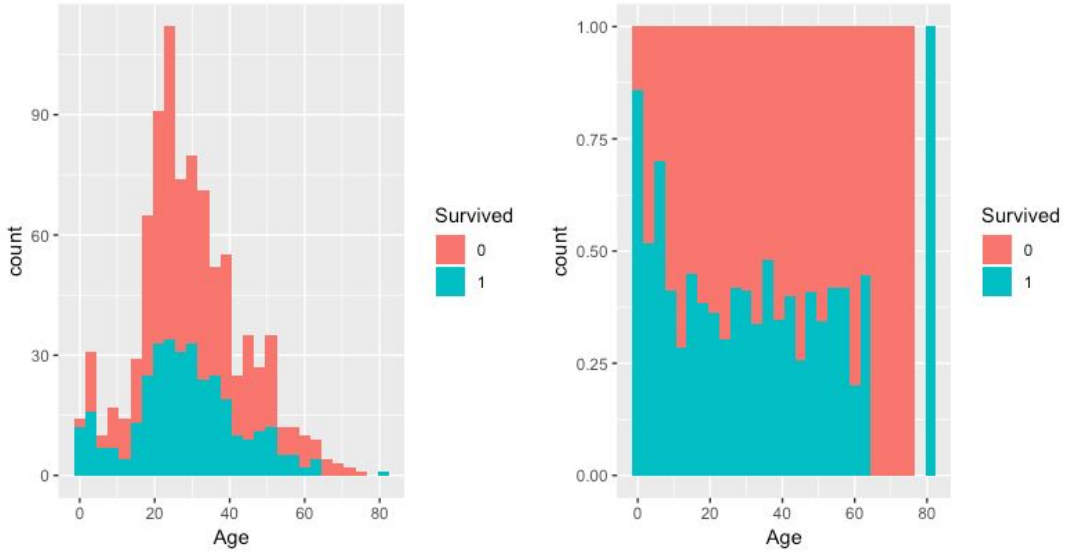
En los gráficos los mostraremos por total y en forma de porcentaje (proporción acumulada). Los primeros estarán a la izquierda y los segundos a la derecha.

```
# Género
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Sex,fill=Survived))+geom_bar()
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Sex,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")
# Edad
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Age,fill=Survived))+geom_histogram(binwidth=3)
>  ggplot(data=filteredData,aes(x=Age,fill=Survived))+geom_histogram(binwidth=3,
position="fill")
```

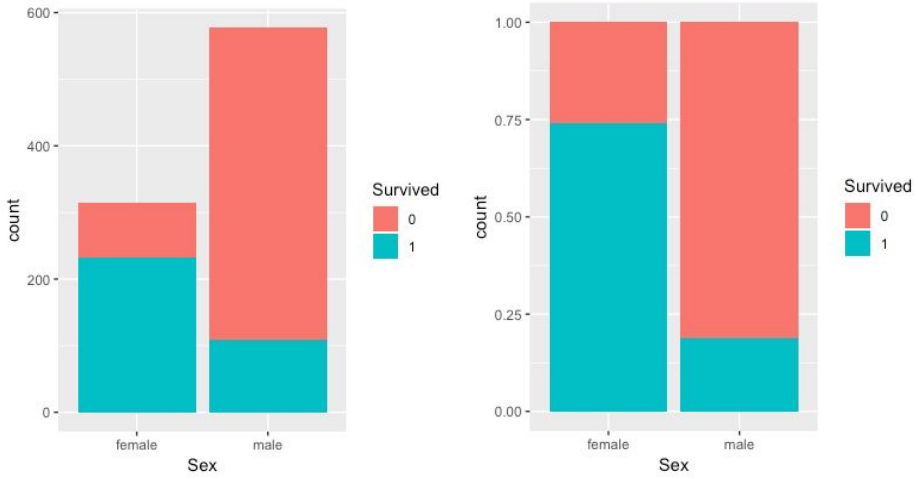
```
# Género y Edad combinadas
> ggplot(data=filteredData, aes(x=Age, fill=Survived))+geom_histogram(binwidth =
10)+facet_wrap(~Sex)
> ggplot(data=filteredData, aes(x=Age, fill=Survived))+geom_histogram(binwidth = 10,
position="fill")+facet_wrap(~Sex)
```

¿Tienen más posibilidades de salvarse los hombres o las mujeres? ¿De qué edad?

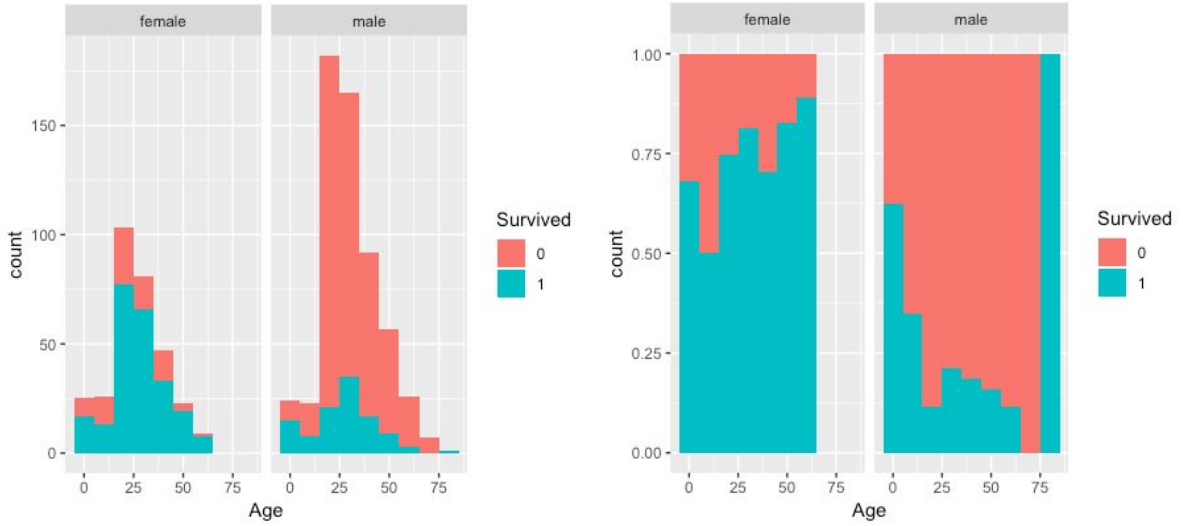
En las dos siguientes gráficas podemos ver la cantidad y el porcentaje de supervivientes según su edad. Llegamos a la conclusión de que aunque la mayor parte de los pasajeros estuvieran entre 18 y 50 años, los grupos con más probabilidad de salvarse son los bebés/niños (entre 0 y 15 años) y los ancianos (80 años), aunque no las personas mayores (de entre 60 y 80 años).



En cuanto al género, podemos ver que el número de hombres presentes en el barco representa casi dos tercios del total. Sin embargo, vemos que el total de mujeres supervivientes es casi el doble que el de varones. Podemos observar que aproximadamente un 75% de mujeres se salvaron frente a un 25% de hombres.



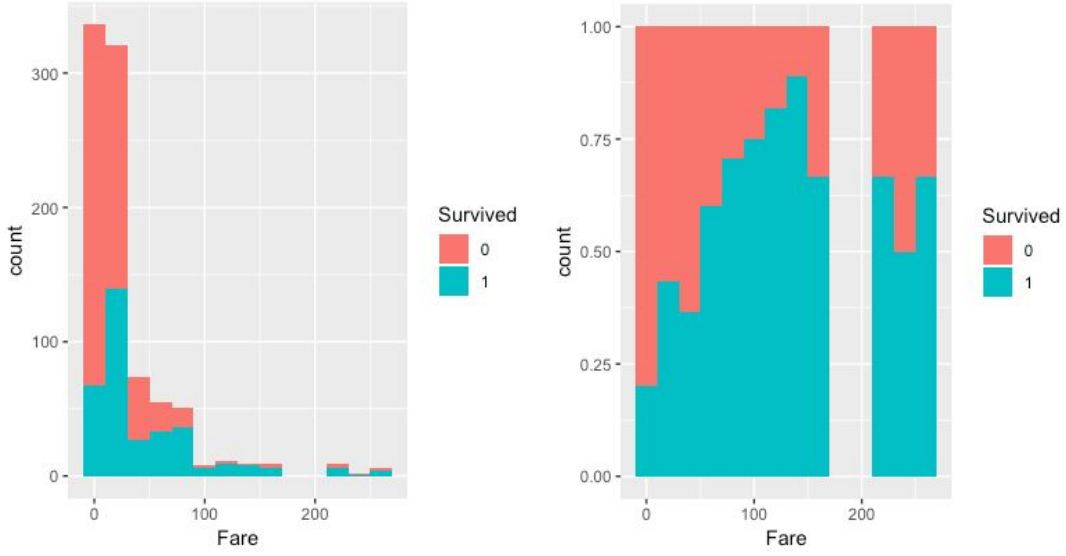
Si agrupamos por sexo en función de la edad, obtenemos que efectivamente se cumple la premisa: Las mujeres y los niños primero. En las siguientes gráficas podemos ver que el porcentaje de mujeres supervivientes es elevado independientemente de la edad, pero que en el caso de los hombres el grueso de supervivientes se encuentra en los niños.



¿Tienen más posibilidades de salvarse los pasajeros de clase socioeconómica elevada?

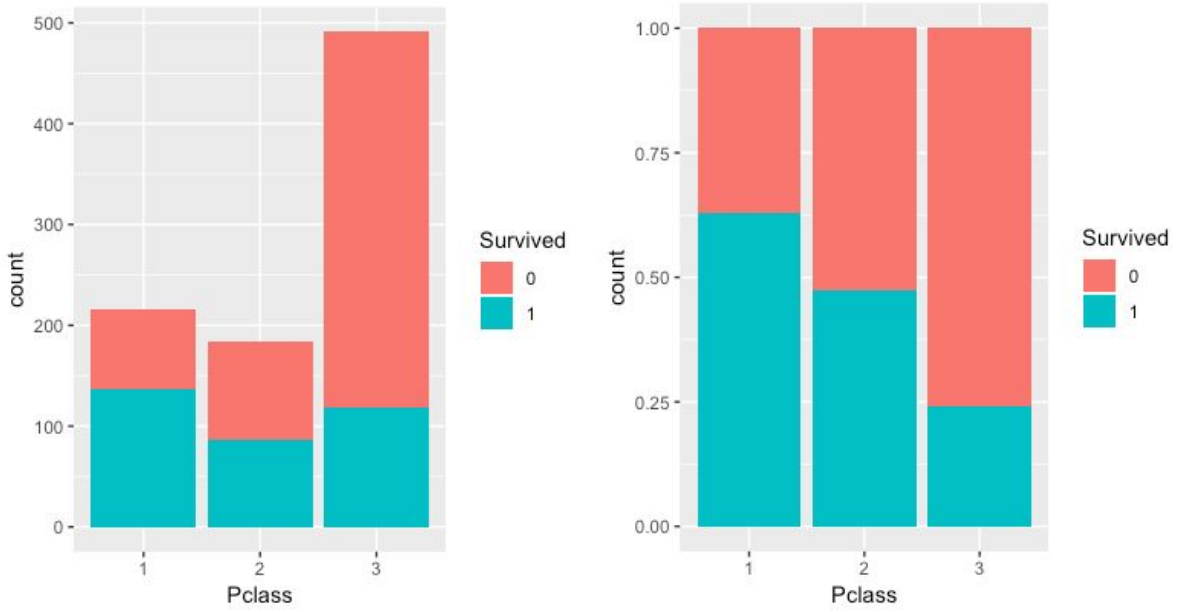
La respuesta parece evidente: Sí. Podemos ver en los gráficos del precio que cuanto más alto era el precio del billete, mayor porcentaje de supervivientes hubo. Sin embargo, también se puede apreciar que el número de pasajeros decrece cuanto más alto es el coste del billete.

```
# Tarifa
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Fare,fill=Survived))+geom_histogram(binwidth=20)
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Fare,fill=Survived))+geom_histogram(binwidth=20,
position="fill")
```



Los gráficos correspondientes a “Pclass” corroboran este hecho. A pesar de haber un mayor porcentaje de pasajeros en 3ra clase (más del doble que de 1ra y 2da), el porcentaje de supervivientes es de aproximadamente un 25%, menos que la mitad que los de 1ra clase y aproximadamente la mitad que los de 2da clase.

```
# Clase
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Pclass,fill=Survived))+geom_bar()
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Pclass,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")
```

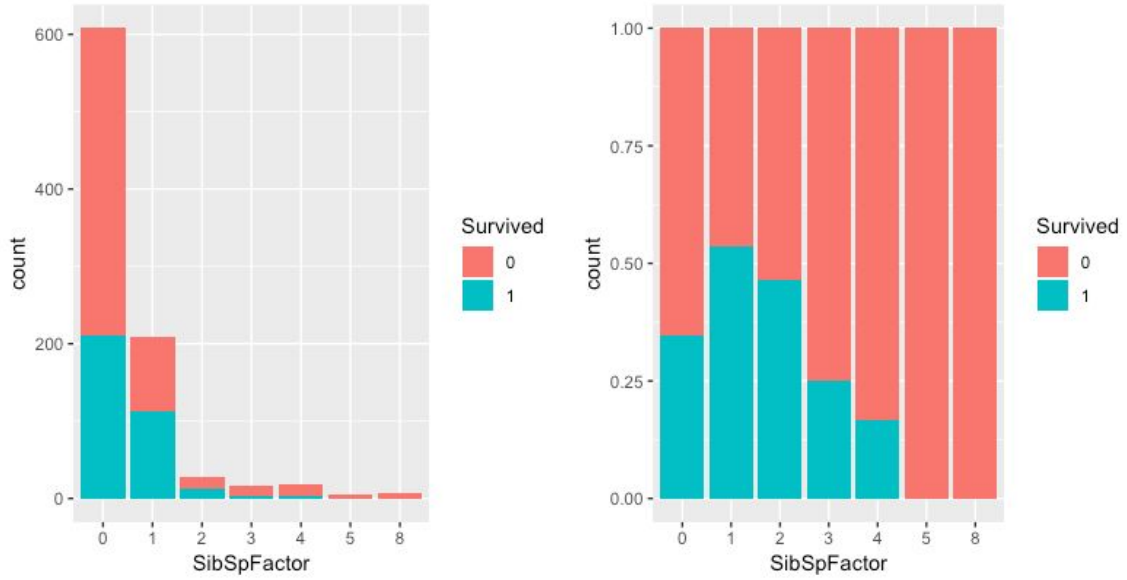


¿Tienen más posibilidades de salvarse las familias? ¿De qué tamaño?

En este caso estudiaremos las variables “SibSp”, “Parch” y “Fsize”.

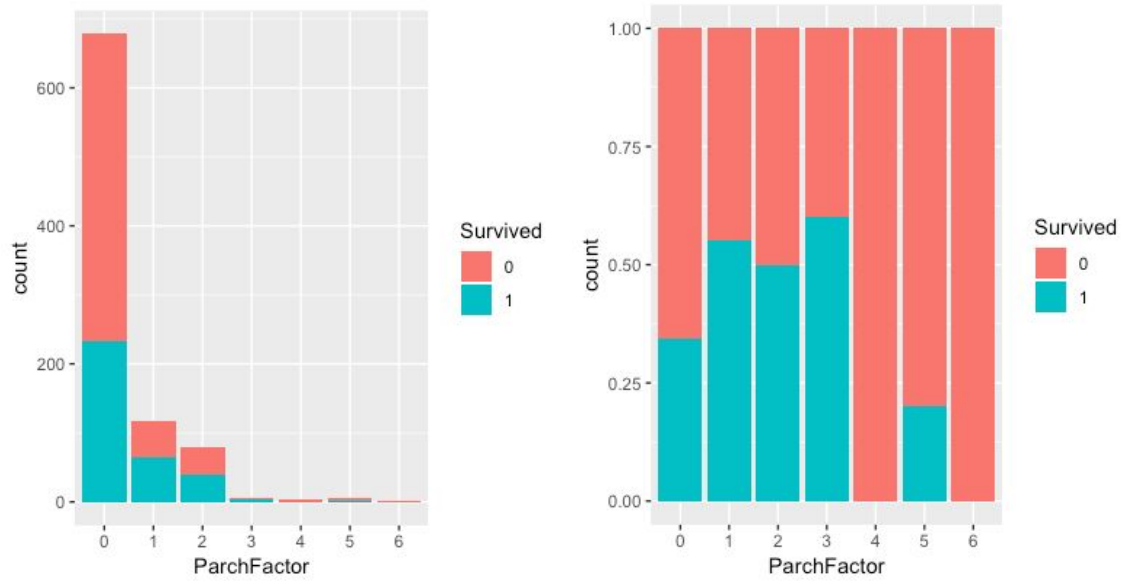
Comenzamos por “SibSp”, que si recordamos representa el número de hermanos y cónyuges que se encontraban a bordo del Titanic. En las gráficas podemos observar, que el mayor porcentaje de supervivientes se encuentra en aquellos con 2 o 3 parientes a bordo.

```
# Hermanos y conyuges
> ggplot(data=filteredData,aes(x=SibSpFactor,fill=Survived))+geom_bar()
> ggplot(data=filteredData,aes(x=SibSpFactor,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")
```



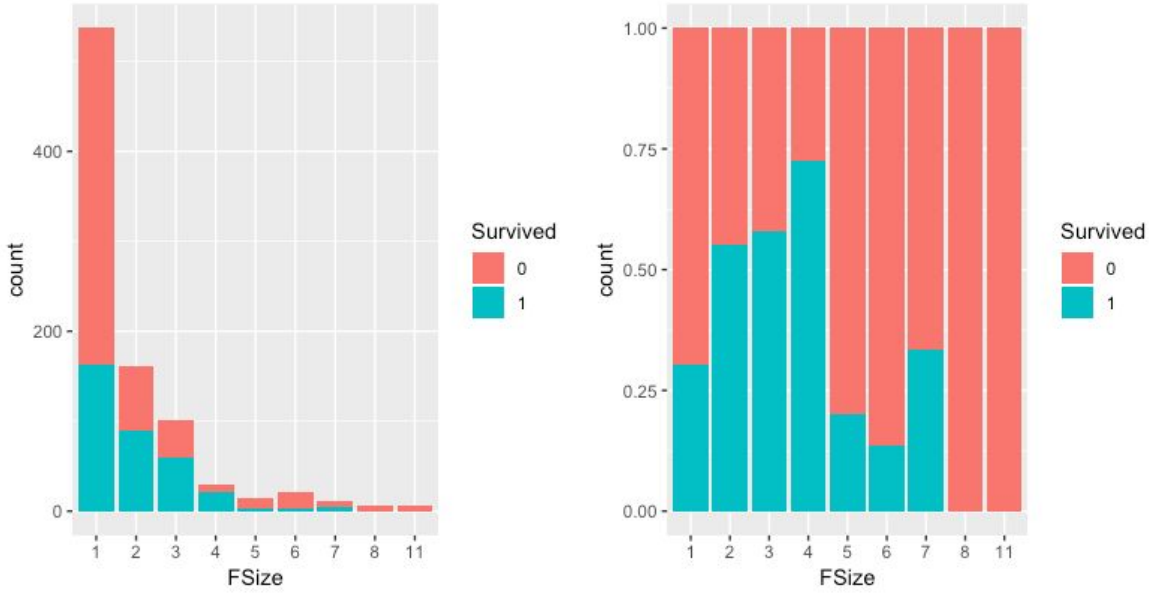
Vemos que sucede con “Parch”, que representa el número de padres y/o hijos a bordo. En este caso el grueso de los supervivientes tenían entre 2 y 3 padres y/o hijos en el Titanic.

```
# Padres e hijos
> ggplot(data=filteredData,aes(x=ParchFactor,fill=Survived))+geom_bar()
> ggplot(data=filteredData,aes(x=ParchFactor,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")
```



Corroboramos estos hechos mediante las gráficas de “FSize” o tamaño de la familia. Vemos que la mayoría de los supervivientes tienen tamaño de familia de entre 2 y 5, lo cual concuerda con las conclusiones obtenidas en “SibSp” y “Parch” (Ej. “SibSp” = 1, es decir un cónyuge, y “Parch” = 1 ó 2, es decir 1 o 2 hijos. Harían un “FSize” de 4 ó 5).

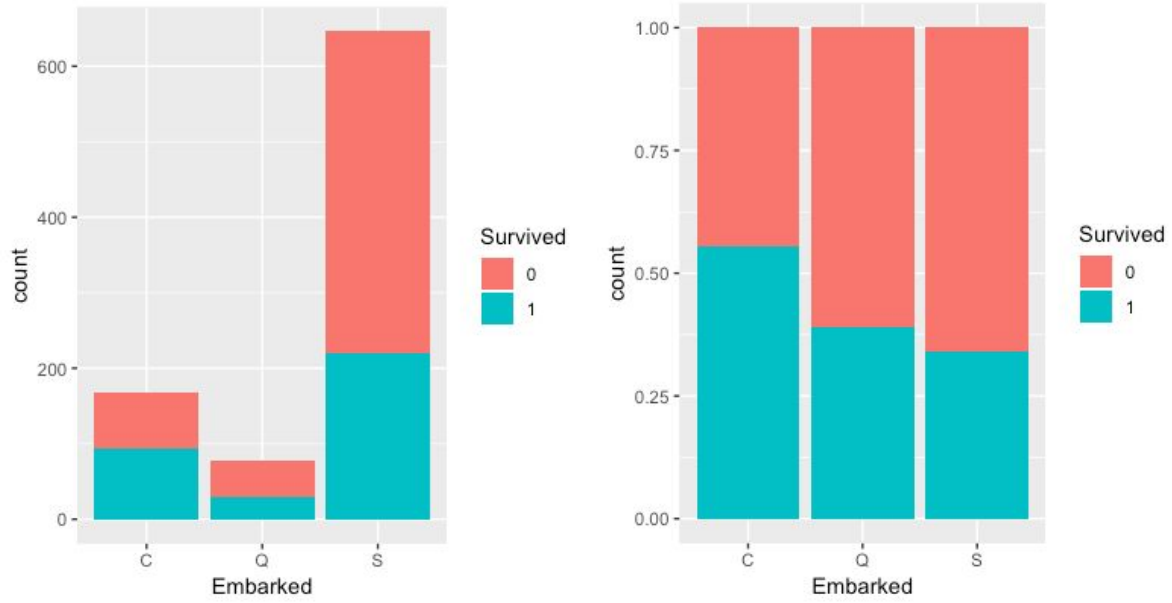
```
# Tamaño de la familia
> ggplot(data=filteredData,aes(x=FSize,fill=Survived))+geom_bar()
> ggplot(data=filteredData,aes(x=FSize,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")
```



¿Existe alguna relación entre el puerto de embarque y la supervivencia?

En las gráficas siguientes podemos ver que el número de pasajeros que subieron al Titanic en Southampton (S) es casi el triple que en Cherbourg (C) y aproximadamente 6 veces que en Queenstown (Q). Sin embargo no destaca ningún puerto con respecto al porcentaje de supervivientes.

```
# Puerto de embarcación
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Embarked,fill=Survived))+geom_bar()
> ggplot(data=filteredData,aes(x=Embarked,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")
```



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

El problema planteado en el primer apartado:

Entender las características que permitieron a unos pasajeros sobrevivir y a otros no.

Tiene como respuesta:

Las mujeres y los niños primero, aunque en este caso incluimos también a los pasajeros de alto poder adquisitivo (1ra clase).

Para llegar a estas conclusiones, tras limpiar el dataset y seleccionado los datos relevantes para el problema, se comprobaron la normalidad y homogeneidad de las variables numéricas (que resultaron no serlo). En el siguiente paso se realizaron correlaciones utilizando los test de *Chi-Square* y *ANOVA*, y se comprobó que las variables son relevantes para predecir la supervivencia de un pasajero.

Por último se genera un modelo de clasificación utilizando árboles de decisión, y se comprueban sus resultados mediante las reglas de asociación. Sin embargo, para este último se realizó una discretización de las variables numéricas ("Fare" y "Age") que puede no ser la más apropiada.

Esto nos lleva a comentar las posibles mejoras:

- El análisis de correlación se hizo sólo univariable. Podría ser interesante realizar análisis multivariable, lo cual quizá permita realizar una ingeniería de los atributos mejor.
- Comprobar la predictibilidad del modelo obtenido y probar con diferentes parámetros del algoritmo C50 (Ej. el número de *trials*).
- Mejorar la discretización de las variables "Fare" y "Age", ya que no se utilizó ningún método estadístico, sino que se realizó mediante la visualización de su histograma.

Finalmente mencionar que en el futuro, se realizará el mismo proceso de limpieza con el dataset de prueba (test.csv), lo cual permitirá comprobar la predictibilidad del modelo y la participación en Kaggle.

Código: Hay que adjuntar el código, preferiblemente en R, con el que se ha realizado la limpieza, análisis y representación de los datos. Si lo preferís, también podéis trabajar en Python

El código completo se encuentra en el fichero "ppanero_prac2.r" presente en el repositorio GitHub "UOC_Projects", en la rama "tipología". Solo habría que cambiar el valor de la variable "datasetDir" si los datasets se encontraran en una carpeta diferente que el directorio de trabajo en el cual se ejecuta el código.

Referencias

1. Squire, Megan (2015). Clean Data. Packt Publishing Ltd.
2. Jiawei Han, Micheine Kamber, Jian Pei (2012). Data mining: concepts and techniques. Morgan Kaufmann.
3. Jason W. Osborne (2010). Data Cleaning Basics: Best Practices in Dealing with Extreme Scores. Newborn and Infant Nursing Reviews; 10 (1): pp. 1527-3369.
4. Peter Dalgaard (2008). Introductory statistics with R. Springer Science & Business Media.
5. k-Nearest Neighbour Imputation. R Documentation.
6. Outlier treatment with R. R Statistics.
7. R Boxplots. Statmethods.
8. Normality test with R. Sthda.
9. Understanding Q-Q plots. University of Virginia Library.
10. Shapiro Test. ETH University.
11. How to test normality in a formal way in R. For Dummies.
12. The assumption of homogeneity of variance. Statistics Solutions.
13. Why is homogeneity of variance importante. Stackexchange.
14. Compare multiple sample variances in R. Sthda.
15. Homogeneity of variance. R Cookbook.
16. Choosing the Correct Statistical Test in SAS, Stata, SPSS and R. UCLA Institute for Digital Research and Education Search this website.
17. Chi-Square Test. Wikipedia.
18. ANOVA Test. ETH University.
19. F Statistic / F Value: Simple Definition and Interpretation. Statistics How To.
20. C50 Decision Trees and Rules based models. R Documentation.
21. A Rules, Apriori Association Mining. R Documentation.