Tipología y ciclo de Vida de los datos. PRA2

05/01/2020

ÍNDICE

Importación previa de librerías

```
library(ggplot2)
library(dplyr)
library(kableExtra)
library(VIM)
library(arules)
library(car)
```

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

El dataset corresponde a la colección de datos de entrenamiento parte de una competición activa de Kaggle y el objeto de esta competición es la realización de análisis predictivo sobre qué pasajeros sobrevivieron al naufragio del Titanic.

2. Integración y selección de los datos de interés a analizar.

Carga de datos y análisis inicial

Para empezar cargamos los datos. No hará falta integrarlos porque tenemos un único origen de datos, por lo que nos centraremos en el análisis y limpieza de estos.

```
data.train<-read.csv("./titanic/train.csv",header=T,sep=",")
```

Hacemos una primera revisión de los datos, mirando la dimensión del data frame importado y las clases de cada variable del mismo

```
# Breve análisis de los datos
# Dimensiones de la base de datos mediante la función dim(). Obtenemos qu
e disponemos de 891 registros o pasajeros (filas) y 12 variables (columna
s).
dim(data.train)
```

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

```
# Examinamos el tipo de datos con los que R ha interpretado cada variable
.
sapply(data.train,class)
```

```
## PassengerId    Survived      Pclass        Name         Sex         Ag
e
##   "integer"   "integer"   "integer" "character" "character"   "numeric
"
##       SibSp       Parch      Ticket        Fare       Cabin    Embarke
d
##   "integer"   "integer" "character"   "numeric" "character" "character
"
```

Vemos que nuestro dataset no es muy extenso, con tan sólo 891 individuos y 12 variables diferentes para trabajar. Como referencia, ponemos un breve diccionario que explica cada variable

Data Dictionary

PassengerId -> id of de passenger

survived -> 0 = No; 1 = Yes

pclass -> Passenger Class 1 = 1st; 2 = 2nd; 3 = 3rd

name -> First and Last Name

sex -> Sex

age -> Age

sibsp -> Number of Siblings/Spouses Aboard

parch -> Number of Parents/Children Aboard

ticket -> Ticket Number

fare -> Passenger Fare

cabin -> Cabin

embarked -> Port of Embarkation C = Cherbourg; Q = Queenstown; S = Southampton

Formato de variables

Examinamos distribución de valores por variables para ver si hay alguna que esté en un formato inadecuado

```
summary(data.train)
```

```
##   PassengerId       Survived          Pclass          Name          
##  Min.   :  1.0   Min.   :0.0000   Min.   :1.000   Length:891        
##  1st Qu.:223.5   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:2.000   Class :character  
##  Median :446.0   Median :0.0000   Median :3.000   Mode  :character  
##  Mean   :446.0   Mean   :0.3838   Mean   :2.309                     
##  3rd Qu.:668.5   3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:3.000                     
##  Max.   :891.0   Max.   :1.0000   Max.   :3.000                     
##                                                                     
##      Sex                 Age            SibSp           Parch       
##  Length:891         Min.   : 0.42   Min.   :0.000   Min.   :0.0000  
##  Class :character   1st Qu.:20.12   1st Qu.:0.000   1st Qu.:0.0000  
##  Mode  :character   Median :28.00   Median :0.000   Median :0.0000  
##                     Mean   :29.70   Mean   :0.523   Mean   :0.3816  
##                     3rd Qu.:38.00   3rd Qu.:1.000   3rd Qu.:0.0000  
##                     Max.   :80.00   Max.   :8.000   Max.   :6.0000  
```

```
##                     NA's   :177
##     Ticket                Fare           Cabin              Embarked
##  Length:891         Min.   :  0.00   Length:891         Length:891
##  Class :character   1st Qu.:  7.91   Class :character   Class :charact
er
##  Mode  :character   Median : 14.45   Mode  :character   Mode  :charact
er
##                     Mean   : 32.20
##                     3rd Qu.: 31.00
##                     Max.   :512.33
##
```

Observamos que tenemos 177 NA's en la variable Age, pero estos valores perdidos los trataremos en otro apartado. Reformateamos las siguientes variables para trabajar mejor con ellas

Variable	Formato origen	Formato destino
Survived	entero	factor
Pclass	entero	factor
Sex	string	factor
Ticket	string	factor
Cabin	string	factor
Embarked	string	factor

```
#Survived de entero a factor
data.train$Survived <- factor(data.train$Survived, levels=c(0,1), labels=
c("No", "Sí"))
levels(data.train$Survived)
```

```
## [1] "No" "Sí"
```

```
#Pclass de entero a factor
data.train$Pclass <- factor(data.train$Pclass, levels=c(1,2,3), labels=c(
"Primera clase", "Segunda clase", "Tercera clase"))
levels(data.train$Pclass )
```

```
## [1] "Primera clase" "Segunda clase" "Tercera clase"
```

```
#R ha interpretado la variable Sex como un string, la cambiamos a factor
data.train$Sex<- factor(data.train$Sex)
levels(data.train$Sex)
```

```
## [1] "female" "male"
```

```
#R ha interpretado la variable Ticket como un string, la cambiamos a fact
or
data.train$Ticket<- factor(data.train$Ticket)
head(levels(data.train$Ticket))
```

```
## [1] "110152" "110413" "110465" "110564" "110813" "111240"
```

```r
# R ha interpretado la variable Cabin como un string, la cambiamos a fact
or
data.train$Cabin<- factor(data.train$Cabin)
head(levels(data.train$Cabin))
```

```
## [1] ""    "A10" "A14" "A16" "A19" "A20"
```

```r
# R ha interpretado la variable Embarked como un string, la cambiamos a f
actor
data.train$Embarked<- factor(data.train$Embarked, levels=c("C", "Q", "S")
,labels=c("Cherbourg", "Queenstown", "Southampton"))
levels(data.train$Embarked)
```

```
## [1] "Cherbourg"   "Queenstown"  "Southampton"
```

Revisamos cómo ha quedado todo después de los cambios de formato

```r
head(data.train)
```

```
##   PassengerId Survived        Pclass
## 1           1       No Tercera clase
## 2           2       Sí Primera clase
## 3           3       Sí Tercera clase
## 4           4       Sí Primera clase
## 5           5       No Tercera clase
## 6           6       No Tercera clase
##                                                 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       Southampton
## 2         PC 17599 71.2833   C85   Cherbourg
## 3 STON/O2. 3101282  7.9250       Southampton
## 4           113803 53.1000  C123 Southampton
## 5           373450  8.0500       Southampton
## 6           330877  8.4583        Queenstown
```

```r
sapply(data.train,class)
```

```
## PassengerId    Survived      Pclass        Name         Sex         Ag
e
```

```
##   "integer"    "factor"    "factor" "character"    "factor"   "numeric
"
##       SibSp       Parch      Ticket        Fare       Cabin    Embarke
d
##   "integer"   "integer"    "factor"   "numeric"    "factor"    "factor
"
```

3. Limpieza de los datos

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

Miramos el número de valores desconocidos y valores vacios por campo

```
sapply(data.train, function(x) sum(is.na(x)))
```

```
## PassengerId    Survived      Pclass        Name         Sex         Ag
e
##           0           0           0           0           0         17
7
##       SibSp       Parch      Ticket        Fare       Cabin    Embarke
d
##           0           0           0           0           0
2
```

```
sapply(data.train, function(x) sum(ifelse(x=="", 1,0)))
```

```
## PassengerId    Survived      Pclass        Name         Sex         Ag
e
##           0           0           0           0           0          N
A
##       SibSp       Parch      Ticket        Fare       Cabin    Embarke
d
##           0           0           0           0         687          N
A
```

En resumen vemos que tenemos 177 NAs en Age, 687 campos vacíos en Cabin y 2 en Embarked.

Cambiamos los campos vacíos por NAs, pues no tenemos ningún motivo para diferenciar estos de los NAs y tratarlos diferente.

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

Imputaremos los valores que faltan basándonos en la similitud o diferencia entre los registros: la imputación basada en k vecinos más próximos

Imputamos los valores para Age y Embarked, en la variable Cabin hay demasiada poca información como para haCer imputaciones

```
suppressWarnings(suppressMessages(library(VIM)))
data.train$Age <- kNN(data.train[, 2:12] )$Age
data.train$Embarked <- kNN(data.train[, 2:12])$Embarked
summary(data.train)
```

```
##   PassengerId    Survived           Pclass        Name               S
ex
##  Min.   :  1.0   No:549   Primera clase:216   Length:891         femal
e:314
##  1st Qu.:223.5   Sí:342   Segunda clase:184   Class :character   male
:577
##  Median :446.0            Tercera clase:491   Mode  :character
##  Mean   :446.0
##  3rd Qu.:668.5
##  Max.   :891.0
##
##       Age            SibSp           Parch             Ticket
##  Min.   : 0.42   Min.   :0.000   Min.   :0.0000   1601    :  7
##  1st Qu.:20.00   1st Qu.:0.000   1st Qu.:0.0000   347082  :  7
##  Median :28.00   Median :0.000   Median :0.0000   CA. 2343:  7
##  Mean   :29.44   Mean   :0.523   Mean   :0.3816   3101295 :  6
##  3rd Qu.:38.00   3rd Qu.:1.000   3rd Qu.:0.0000   347088  :  6
##  Max.   :80.00   Max.   :8.000   Max.   :6.0000   CA 2144 :  6
##                                                   (Other) :852
##       Fare                Cabin            Embarked
##  Min.   :  0.00   B96 B98    :  4   Cherbourg  :170
##  1st Qu.:  7.91   C23 C25 C27:  4   Queenstown : 77
##  Median : 14.45   G6         :  4   Southampton:644
##  Mean   : 32.20   C22 C26    :  3
##  3rd Qu.: 31.00   D          :  3
##  Max.   :512.33   (Other)    :186
##                   NA's       :687
```

Una vez resuelta la problemática de los valores vacios vemos cómo se distribuyen los valores de la edad y discretizamos esta variable para facilitar su análisis

```
summary(data.train$Age)
```

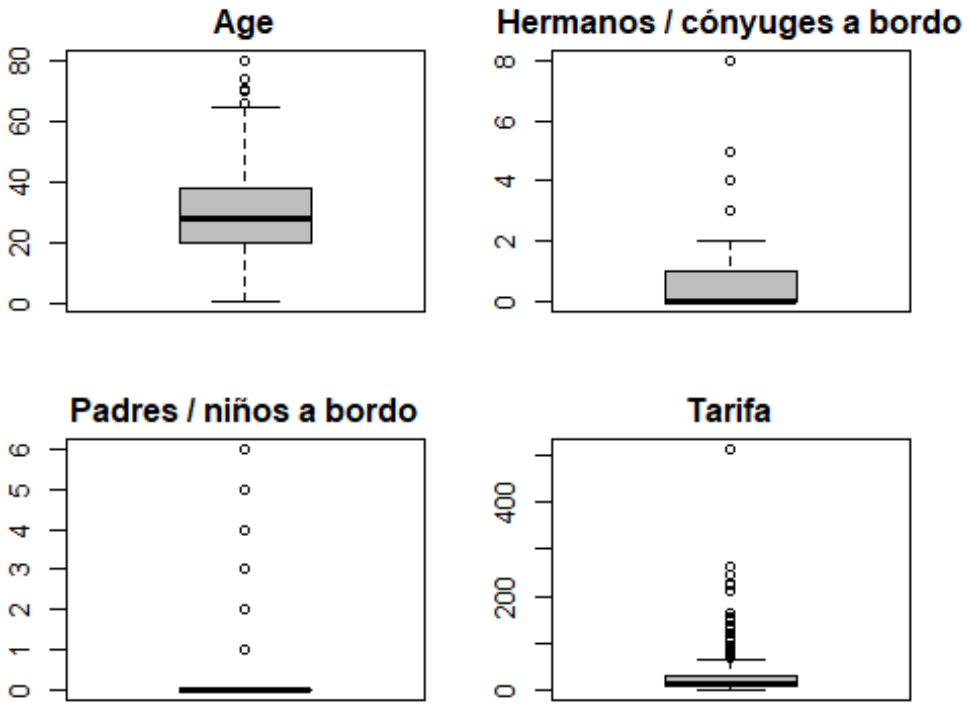
```
##    Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##    0.42   20.00   28.00   29.44   38.00   80.00
```

```
# Discretizamos
data.train$AgeSegments <- cut(data.train$Age, breaks = c(0,10,20,30,40,50
,60,70,110), labels = c("0-9", "10-19", "20-29",    "30-39","40-49","50-5
9","60-69","70+"))
```

3.2. Identificación y tratamiento de valores extremos.

Representamos un diagrama de caja por cada variable para ver qué valores distan mucho del rango intercuartílico (la caja) en las variables numéricas

```
par(mar = c(2, 2, 2, 2))
layout(matrix(c(1,2,3,4), 2, 2, byrow = TRUE),widths=c(1,1,1), heights=c(
1,1,1))
boxplot(data.train$Age,main="Age", col="gray")
boxplot(data.train$SibSp,main="Hermanos / cónyuges a bordo", col="gray")
boxplot(data.train$Parch,main="Padres / niños a bordo", col="gray")
boxplot(data.train$Fare,main="Tarifa", col="gray")
```



En ninguno de los casos los valores extremos que quedan fuera de los rangos parecen valores que no sean razonables. Quizás el que pueda levantar más sospechas es el valor altísimo que detectamos en la tarifa

Utilizamos la función boxplots.stats() de R para identificar los Valores extremos de Age y sus posiciones. Al ser pocos visualizamos el resto de variables de las personas en estos valores extremos

```
values <- boxplot.stats(data.train$Age)$out
idx <- which( data.train$Age %in% values)
Age.outliers <- data.train[idx,]
Age.outliers %>% kable(caption="Outliers en Age") %>% kable_styling(boots
trap_options = c("striped", "hover"))
```

Outliers en Age

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked	AgeSegments
34	34	No	Segunda clase	Wheadon, Mr. Edward H	male	66.0	0	0	C.A. 24579	10.5000	NA	Southampton	60-69
97	97	No	Primera clase	Goldschmidt, Mr. George B	male	71.0	0	0	PC 17754	34.6542	A5	Cherbourg	70+
117	117	No	Tercera clase	Connors, Mr. Patrick	male	70.5	0	0	370369	7.7500	NA	Queenstown	70+
494	494	No	Primera clase	Artagaveytia, Mr. Ramon	male	71.0	0	0	PC 17609	49.5042	NA	Cherbourg	70+
631	631	Sí	Primera clase	Barkworth, Mr. Algernon Henry Wilson	male	80.0	0	0	27042	30.0000	A23	Southampton	70+
673	673	No	Segunda clase	Mitchell, Mr. Henry Michael	male	70.0	0	0	C.A. 24580	10.5000	NA	Southampton	60-69
746	746	No	Primera clase	Crosby, Capt. Edward Gifford	male	70.0	1	1	WE/P 5735	71.0000	B22	Southampton	60-69
852	852	No	Tercera clase	Svensson, Mr. Johan	male	74.0	0	0	347060	7.7750	NA	Southampton	70+

Tras ver el resto de datos de estos pasajeros sigue pareciendo del todo razonable la edad registrada, por lo que decidimos no actuar sobre estos valores extremos

```
values <- boxplot.stats(data.train$Age)$out
idx <- which( data.train$Age %in% values)
Age.outliers <- data.train[idx,]
Age.outliers %>% kable(caption="Outliers en Age") %>% kable_styling(boots
trap_options = c("striped", "hover"))
```

Outliers en Age

	PassengerId	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked	AgeSegments
34	34	No	Segunda clase	Wheadon, Mr. Edward H	male	66.0	0	0	C.A. 24579	10.5000	NA	Southampton	60-69
97	97	No	Primera clase	Goldschmidt, Mr. George B	male	71.0	0	0	PC 17754	34.6542	A5	Cherbourg	70+
117	117	No	Tercera clase	Connors, Mr. Patrick	male	70.5	0	0	370369	7.7500	NA	Queenstown	70+
494	494	No	Primera clase	Artagaveytia, Mr. Ramon	male	71.0	0	0	PC 17609	49.5042	NA	Cherbourg	70+
631	631	Sí	Primera clase	Barkworth, Mr. Algernon Henry Wilson	male	80.0	0	0	27042	30.0000	A23	Southampton	70+
673	673	No	Segunda clase	Mitchell, Mr. Henry Michael	male	70.0	0	0	C.A. 24580	10.5000	NA	Southampton	60-69
746	746	No	Primera clase	Crosby, Capt. Edward Gifford	male	70.0	1	1	WE/P 5735	71.0000	B22	Southampton	60-69
852	852	No	Tercera clase	Svensson, Mr. Johan	male	74.0	0	0	347060	7.7750	NA	Southampton	70+

Analizamos ahora los extremos en el número de hermanos

```
unique(boxplot.stats(data.train$SibSp)$out)
```

```
## [1] 3 4 5 8
```

Los casos de 3 y 4 hermanos, aún siendo extremos los damos directamente por buenos, pues era muy frecuente ese número de hermanos en la época. Nos centramos en los casos de 5 y 8 hermanos para ver si son razonables

```
data.train[data.train$SibSp==5,c(3,4,6,9)]
```

```
##            Pclass                                 Name Age  Ticket
## 60  Tercera clase Goodwin, Master. William Frederick  11 CA 2144
## 72  Tercera clase         Goodwin, Miss. Lillian Amy  16 CA 2144
## 387 Tercera clase    Goodwin, Master. Sidney Leonard   1 CA 2144
## 481 Tercera clase     Goodwin, Master. Harold Victor   9 CA 2144
## 684 Tercera clase        Goodwin, Mr. Charles Edward  14 CA 2144
```

En el caso de 5 hermanos vemos que coinciden ticket y apellidos, por lo que los damos por buenos.

Analizamos el caso de 8 hermanos

```
data.train[data.train$SibSp==8,c(3,4,6,7,9)]
```

```
##            Pclass                                 Name Age SibSp   Ticket
## 160 Tercera clase        Sage, Master. Thomas Henry   9     8 CA. 2343
## 181 Tercera clase      Sage, Miss. Constance Gladys   9     8 CA. 2343
## 202 Tercera clase               Sage, Mr. Frederick   9     8 CA. 2343
## 325 Tercera clase          Sage, Mr. George John Jr   9     8 CA. 2343
## 793 Tercera clase           Sage, Miss. Stella Anna   9     8 CA. 2343
## 847 Tercera clase          Sage, Mr. Douglas Bullen  11     8 CA. 2343
## 864 Tercera clase Sage, Miss. Dorothy Edith "Dolly"   9     8 CA. 2343
```

En este último caso vemos que se registran 8 personas a bordo, sólo hay 7 pero estamos tratando el data.train de esta competición de kraggle, el otro hermano está en el data.test, por lo que lo damos por bueno

Analizamos ahora los extremos en el número de familiares

```
unique(boxplot.stats(data.train$Parch)$out)
```

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

Se registran como valores extremos todo lo que sea diferente a 0. Los pasajeros con 0 hermanos a bordo serán la norma, pero no parece descabellado que haya grupos de hermanos a bordo, por lo quedaremos directamente por buenos los valores diferentes a cero que no sean muy elevados. Como en el caso de los hermanos sólo inspeccionaremos los dos valores más extremos, en este caso 5 y 6.

```
data.train[data.train$Parch==5,c(3,4,6,7,8,9)]
```

```
##            Pclass
Name Age
## 14  Tercera clase                                  Andersson, Mr. Anders
Johan  39
## 26  Tercera clase Asplund, Mrs. Carl Oscar (Selma Augusta Emilia Johan
sson)  38
## 611 Tercera clase Andersson, Mrs. Anders Johan (Alfrida Konstantia Bro
gren)  39
## 639 Tercera clase                        Panula, Mrs. Juha (Maria Emilia O
jala)  41
## 886 Tercera clase                          Rice, Mrs. William (Margaret No
rton)  39
##     SibSp Parch  Ticket
## 14      1     5  347082
## 26      1     5  347077
## 611     1     5  347082
## 639     0     5 3101295
## 886     0     5  382652
```

Si miramos los datos de los tickets de las personas que tienen 5 familiares a bordo podemos detectar si hay alguna anomalía

```
data.train[data.train$Ticket=="347082",c(3,4,6,7,8,9)]
```

```
##            Pclass
Name Age
## 14  Tercera clase                                  Andersson, Mr. Anders
Johan  39
## 120 Tercera clase                             Andersson, Miss. Ellis Anna
Maria   2
## 542 Tercera clase                          Andersson, Miss. Ingeborg Const
anzia   9
## 543 Tercera clase                             Andersson, Miss. Sigrid Elis
abeth  11
## 611 Tercera clase Andersson, Mrs. Anders Johan (Alfrida Konstantia Bro
gren)  39
## 814 Tercera clase                            Andersson, Miss. Ebba Iris Al
frida   6
## 851 Tercera clase                        Andersson, Master. Sigvard Harald
Elias   4
##     SibSp Parch Ticket
## 14      1     5 347082
## 120     4     2 347082
## 542     4     2 347082
## 543     4     2 347082
## 611     1     5 347082
## 814     4     2 347082
## 851     4     2 347082
```

```
data.train[data.train$Ticket=="347077",c(3,4,6,7,8,9)]
```

```
##            Pclass
Name Age
## 26  Tercera clase Asplund, Mrs. Carl Oscar (Selma Augusta Emilia Johan
sson)  38
## 183 Tercera clase                     Asplund, Master. Clarence Gustaf
Hugo   9
## 234 Tercera clase                            Asplund, Miss. Lillian Ge
rtrud   5
## 262 Tercera clase                         Asplund, Master. Edvin Rojj
Felix   3
##     SibSp Parch Ticket
## 26      1     5 347077
## 183     4     2 347077
## 234     4     2 347077
## 262     4     2 347077
```

```
data.train[data.train$Ticket=="382652",c(3,4,6,7,8,9)]
```

```
##            Pclass                                  Name Age SibSp Parch
Ticket
## 17  Tercera clase                 Rice, Master. Eugene   2     4     1
382652
## 172 Tercera clase                 Rice, Master. Arthur   4     4     1
382652
## 279 Tercera clase                   Rice, Master. Eric   7     4     1
382652
## 788 Tercera clase            Rice, Master. George Hugh   8     4     1
382652
## 886 Tercera clase Rice, Mrs. William (Margaret Norton)  39     0     5
382652
```

```
data.train[data.train$Ticket=="3101295",c(3,4,6,7,8,9)]
```

```
##            Pclass                                     Name Age SibSp Par
ch
## 51  Tercera clase              Panula, Master. Juha Niilo   7     4
1
## 165 Tercera clase           Panula, Master. Eino Viljami   1     4
1
## 267 Tercera clase              Panula, Mr. Ernesti Arvid  16     4
1
## 639 Tercera clase Panula, Mrs. Juha (Maria Emilia Ojala)  41     0
5
## 687 Tercera clase               Panula, Mr. Jaako Arnold  14     4
1
## 825 Tercera clase           Panula, Master. Urho Abraham   2     4
1
##      Ticket
## 51  3101295
## 165 3101295
## 267 3101295
```

```
## 639 3101295
## 687 3101295
## 825 3101295
```

Parece todo correcto

Miramos el caso de 6 familiares

```
data.train[data.train$Parch==6,c(3,4,6,7,8,9)]
```

```
##            Pclass                                     Name Age SibSp Pa
rch
## 679 Tercera clase Goodwin, Mrs. Frederick (Augusta Tyler)  43     1
6
##      Ticket
## 679 CA 2144
```

```
data.train[data.train$Ticket=="CA 2144",c(3,4,6,7,8,9)]
```

```
##            Pclass                                     Name Age SibSp Pa
rch
## 60  Tercera clase      Goodwin, Master. William Frederick  11     5
2
## 72  Tercera clase              Goodwin, Miss. Lillian Amy  16     5
2
## 387 Tercera clase         Goodwin, Master. Sidney Leonard   1     5
2
## 481 Tercera clase          Goodwin, Master. Harold Victor   9     5
2
## 679 Tercera clase Goodwin, Mrs. Frederick (Augusta Tyler)  43     1
6
## 684 Tercera clase             Goodwin, Mr. Charles Edward  14     5
2
##      Ticket
## 60  CA 2144
## 72  CA 2144
## 387 CA 2144
## 481 CA 2144
## 679 CA 2144
## 684 CA 2144
```

En este caso parece todo correcto, pues faltarían un marido y un hijo que estarán en el data.test.

Para analizar los precios de los tickets lo haremos por clases en lugar de con toda la muestra, pues nos ayudará a identificar mejor las anomalías en esta variable

```
data.train.firstclass<-data.train[data.train$Pclass=="Primera clase",]
unique(boxplot.stats(data.train.firstclass$Fare)$out)
```

```
## [1] 263.0000 247.5208 512.3292 262.3750 211.5000 227.5250 221.7792 211
.3375
```

Todos los valores detectados están en órdenes de magnitud parecidos, excepto el que supera 500. Miramos este caso, pues los demás son totalmente aceptables

```
data.train[data.train$Fare>500,c(3,4,6,7,8,9,10)]
```

```
##            Pclass                                Name Age SibSp Parch
Ticket
## 259 Primera clase                   Ward, Miss. Anna  35     0     0 P
C 17755
## 680 Primera clase Cardeza, Mr. Thomas Drake Martinez  36     0     1 P
C 17755
## 738 Primera clase             Lesurer, Mr. Gustave J  35     0     0 P
C 17755
##         Fare
## 259 512.3292
## 680 512.3292
## 738 512.3292
```

Tenemos aquí un valor que podría parecer sospechoso, pues pagan por 3 personas más del doble que cualquiera de los otros pasajeros con tickets similares. No obstante, contrastando los nombres de los pasajeros con los datos en Internet está registrado que pagaron 512 $ por sus billetes.

```
data.train.secondclass<-data.train[data.train$Pclass=="Segunda clase",]
unique(boxplot.stats(data.train.secondclass$Fare)$out)
```

```
## [1] 73.5 65.0
```

Para la segunda clase parecen del todo razonables los valores detectados como extremos

Analizamos ahora la tercera clase

```
data.train.thirdclass<-data.train[data.train$Pclass=="Tercera clase",]
unique(boxplot.stats(data.train.thirdclass$Fare)$out)
```

```
## [1] 31.2750 29.1250 31.3875 39.6875 46.9000 27.9000 56.4958 34.3750 69
.5500
```

Aquí llama la atención los valores que superan los 50 dólares, pues serían muy altos incluso para la segunda clase. Miramos si hay muchas personas en el ticket y si no fuera así, deberíamos aplicar alguna corrección o marcarlos como “sospechosos”

```
data.train.thirdclass[data.train.thirdclass$Fare>50,c(3,4,6,7,8,9,10)]
```

```
##            Pclass                                  Name Age SibSp Parch
Ticket
## 75  Tercera clase                     Bing, Mr. Lee  32     0     0
1601
## 160 Tercera clase        Sage, Master. Thomas Henry   9     8     2 CA
. 2343
## 170 Tercera clase                     Ling, Mr. Lee  28     0     0
```

```
1601
## 181 Tercera clase      Sage, Miss. Constance Gladys   9     8     2 CA
. 2343
## 202 Tercera clase               Sage, Mr. Frederick   9     8     2 CA
. 2343
## 325 Tercera clase          Sage, Mr. George John Jr   9     8     2 CA
. 2343
## 510 Tercera clase                     Lang, Mr. Fang  26     0     0
1601
## 644 Tercera clase                   Foo, Mr. Choong  29     0     0
1601
## 693 Tercera clase                      Lam, Mr. Ali  29     0     0
1601
## 793 Tercera clase           Sage, Miss. Stella Anna   9     8     2 CA
. 2343
## 827 Tercera clase                      Lam, Mr. Len  32     0     0
1601
## 839 Tercera clase                   Chip, Mr. Chang  32     0     0
1601
## 847 Tercera clase          Sage, Mr. Douglas Bullen  11     8     2 CA
. 2343
## 864 Tercera clase Sage, Miss. Dorothy Edith "Dolly"   9     8     2 CA
. 2343
##        Fare
## 75  56.4958
## 160 69.5500
## 170 56.4958
## 181 69.5500
## 202 69.5500
## 325 69.5500
## 510 56.4958
## 644 56.4958
## 693 56.4958
## 793 69.5500
## 827 56.4958
## 839 56.4958
## 847 69.5500
## 864 69.5500
```

Observamos que estos precios corresponden con dos tickets de 7 personas cada una, por lo que consideramos que los valores son razonables.

4. Análisis de los datos

Añadimos dos nuevas variables para facilitar el análisis de la supervivencia, que es la variable en la que centraremos nuestro análisis

```
# Añadimos variable FamilyMembers
data.train$FamilyMembers <- as.integer(data.train$SibSp + data.train$Parc
```

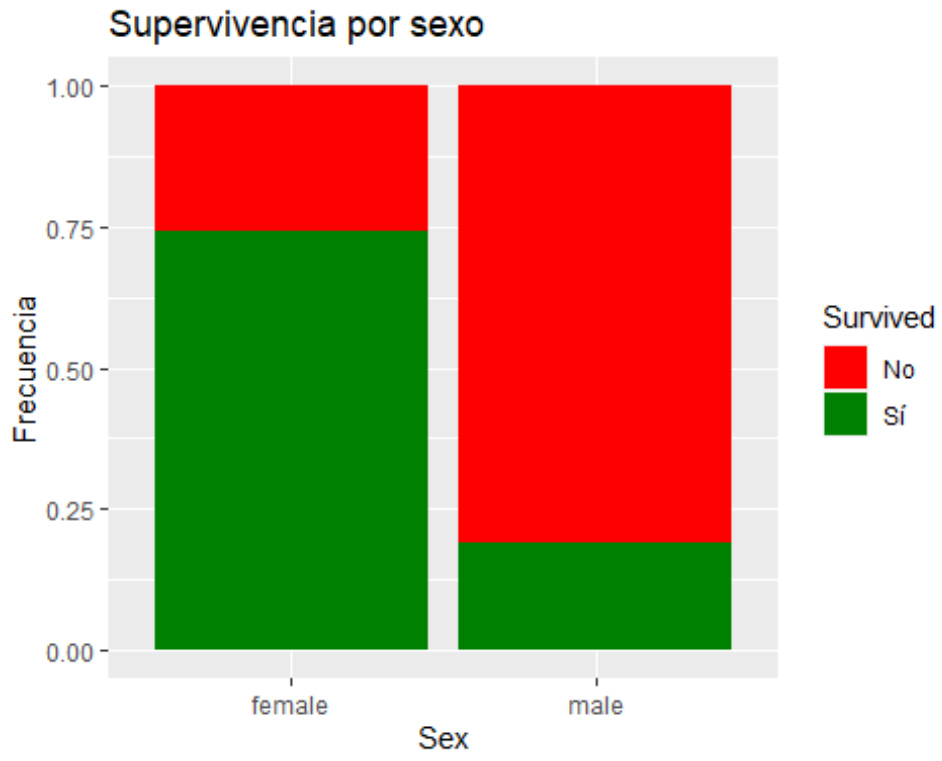
```
h + 1)
# Añadimos variable FarePerPassenger
data.train$FarePerPassenger <- data.train$Fare / data.train$FamilyMembers
# Discretizamos FarePerPassenger
data.train$FarePerPassengerSegments <- discretize(data.train$FarePerPasse
nger, method = "interval", breaks = 8)
```

Exportación de los datos preprocesados

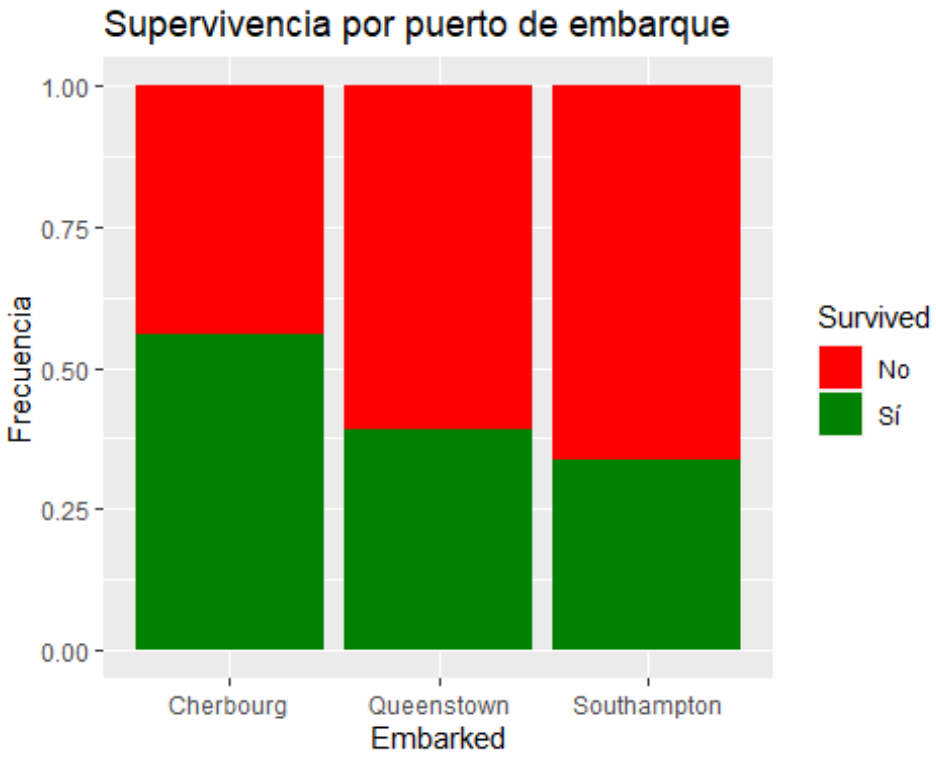
```
write.csv(data.train, file="./titanic/train_clean.csv", row.names= FALSE)
```

Analizamos la supervivencia según las otras variables como exploración previa de los datos para seleccionar los grupos a analizar

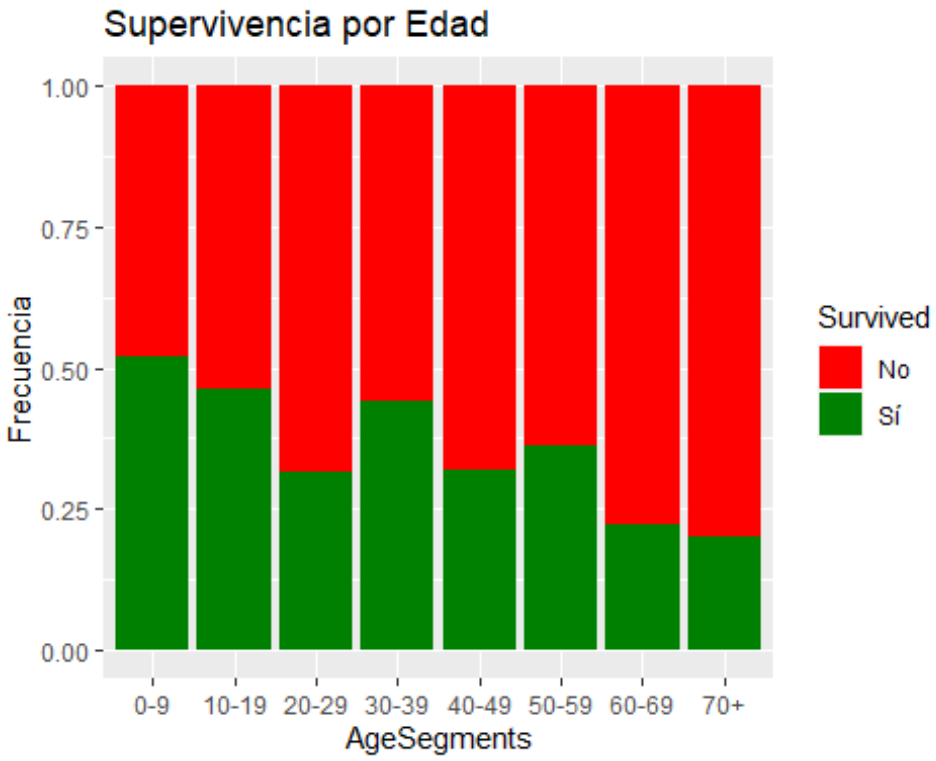
```
# Survived como función de Sex
ggplot(data = data.train[1:dim(data.train)[1],],aes(x=Sex,fill=Survived))
+geom_bar(position="fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000","#008000"
))+ylab("Frecuencia")+labs(title="Supervivencia por sexo")
```



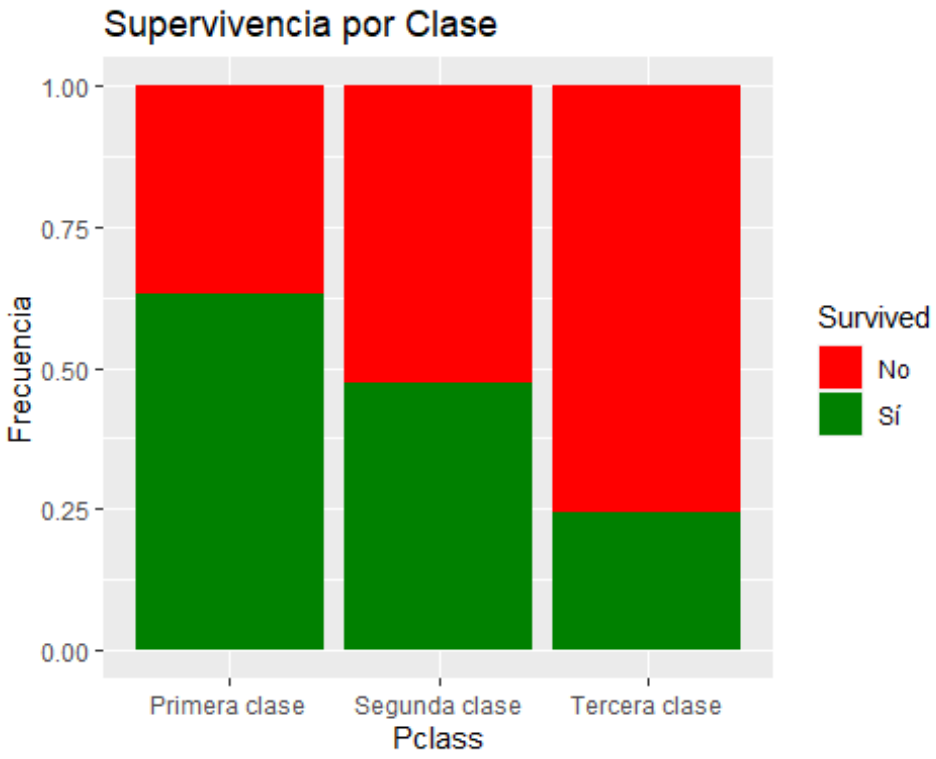

```
#Survived como función de Embarked:
ggplot(data = data.train[1:dim(data.train)[1],],aes(x=Embarked,fill=Survi
ved))+geom_bar(position="fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000","#00
8000"))+ylab("Frecuencia")+labs(title="Supervivencia por puerto de embarq
ue")
```



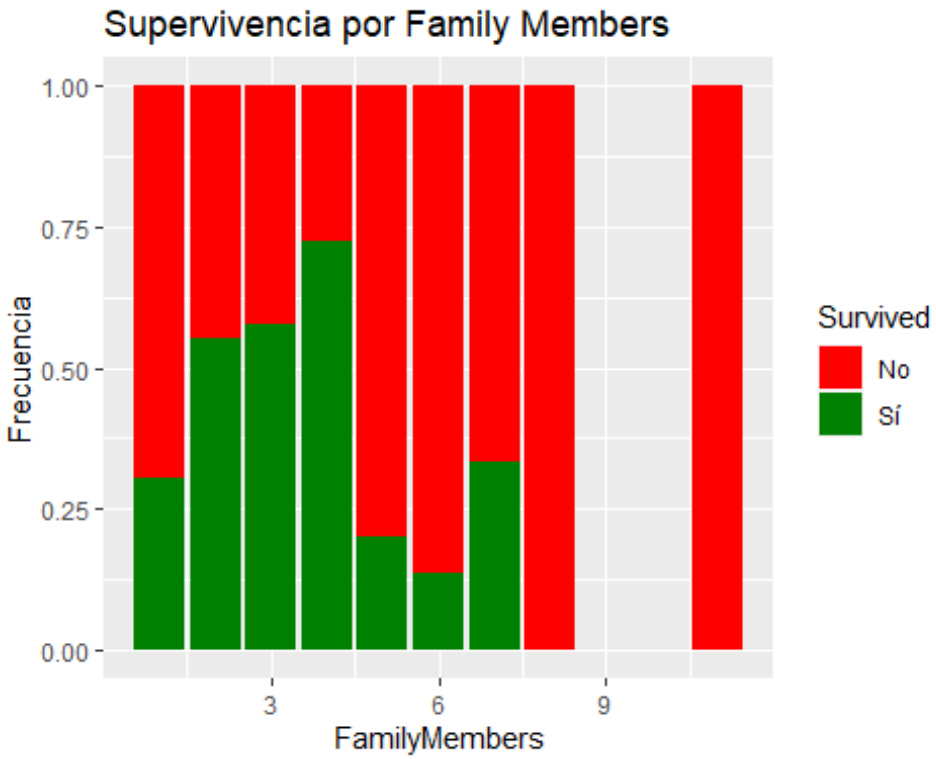

```
#Survived como función de AgeSegments:
ggplot(data = data.train[1:dim(data.train)[1],],aes(x=AgeSegments,fill=Su
rvived))+geom_bar(position="fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000","
#008000"))+ylab("Frecuencia")+labs(title="Supervivencia por Edad")
```



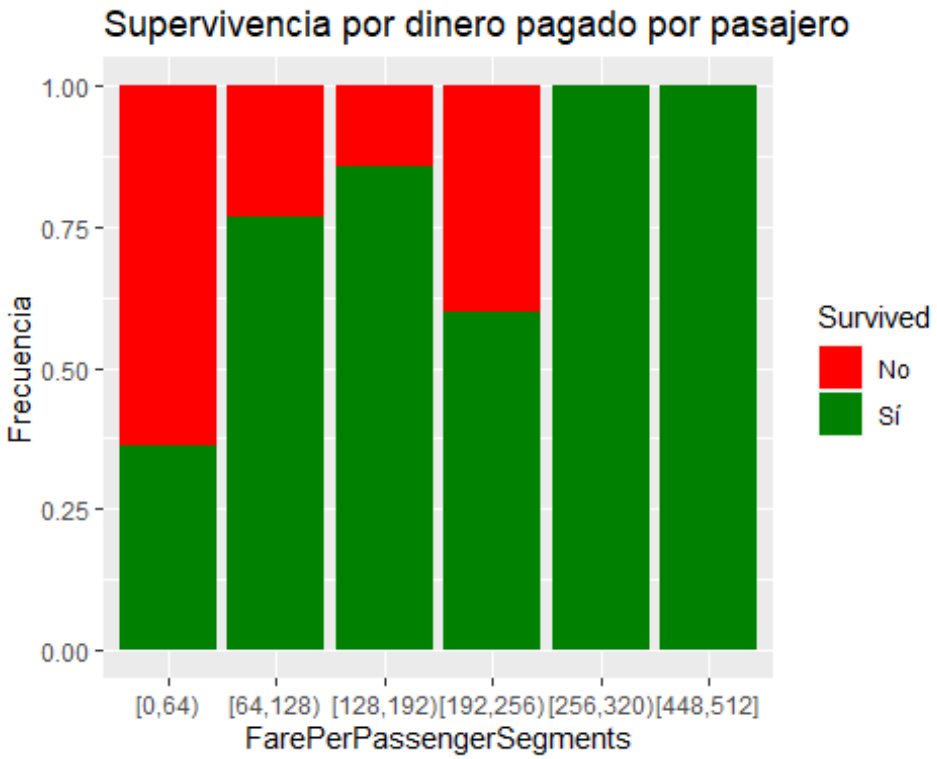

```
#Survived como función de Pclass:
ggplot(data = data.train[1:dim(data.train)[1],],aes(x=Pclass,fill=Survive
d))+geom_bar(position="fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000","#0080
00"))+ylab("Frecuencia")+labs(title="Supervivencia por Clase")
```




```
#Survived como función de FamilyMembers:
ggplot(data = data.train[1:dim(data.train)[1],],aes(x=FamilyMembers,fill=
Survived))+geom_bar(position="fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000"
,"#008000"))+ylab("Frecuencia")+labs(title="Supervivencia por Family Memb
ers")
```




```r
#Survived como función de FarePerPassengerSegments:
ggplot(data = data.train[1:dim(data.train)[1],],aes(x=FarePerPassengerSegments,fill=Survived))+geom_bar(position="fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000","#008000"))+ylab("Frecuencia")+labs(title="Supervivencia por dinero pagado por pasajero")
```



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

Tras mirar las distribuciones previas nos puede interesar comparar entre clases, entres sexos y entre puertos de embarque, por lo que creamos los distintos grupos que podemos utilizar

```
# División en clases
primera_clase <- data.train[data.train$Pclass=="Primera clase",]
segunda_clase <- data.train[data.train$Pclass=="Segunda clase",]
tercera_clase <- data.train[data.train$Pclass=="Tercera clase",]
# División por supervivencia
sobrevive <- data.train[data.train$Survived=="Sí",]
no_sobrevive <- data.train[data.train$Survived=="No",]
# División por sexos
hombre <- data.train[data.train$Sex=="male",]
mujer <- data.train[data.train$Sex=="female",]
# División por puerto de embarque
southampton <- data.train[data.train$Embarked=="Southampton",]
cherbourg <- data.train[data.train$Embarked=="Cherbourg",]
queenstown <- data.train[data.train$Embarked=="Queenstown",]
```

4.2. Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza.

El siguiente paso será comprobar que nuestras variables cuantitativas tienen una distribución normal y que sus varianzas son homogéneas. Todas nuestras variables excepto Fare y Age son etiquetas descriptivas, por lo que sólo deberemos hacer los tests de normalidad homocedasticidad a estas dos.

Por el teorema del límite central podríamos asumir normalidad en todos los casos, pues siempre tenemos un número de muestras mayor que 30, pero vamos a asegurarnos. Aplcamis primero el test de Shapiro a ambas variables para comprobar si podemos rechazar la hipótesis nula de que la distribución no es normal con un intervalo de confianza del 95 %

```
shapiro.test(data.train$Age)

##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  data.train$Age
## W = 0.9824, p-value = 7.011e-09

shapiro.test(data.train$Fare)

##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  data.train$Fare
## W = 0.52189, p-value < 2.2e-16
```

En ambos casos obtenemos un p-valor mucho menos que 0.05, por lo que se comprueba que las distribuciones se asemejan mucho a una normal. Comprobamos ahora la homogeneidad de las varianzas con el test de Levene, que aplicaremos a las edades y precios en función de los grupos seleccionados como de interés. Empezamos con la edad.

```
leveneTest(data.train$Age~data.train$Pclass)

## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##        Df F value    Pr(>F)
## group   2  7.2916 0.0007228 ***
##       888
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

leveneTest(data.train$Age~data.train$Sex)

## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##        Df F value Pr(>F)
```

```
## group   1  0.7836 0.3763
##       889
```

```
leveneTest(data.train$Age~data.train$Embarked)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##        Df F value Pr(>F)
## group   2  0.3627 0.6959
##       888
```

```
leveneTest(data.train$Age~data.train$Survived)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##        Df F value Pr(>F)
## group   1   2.608 0.1067
##       889
```

Observamos que la edad presenta varianzas distintas según la clase (el p-valor es menor que 0.05 y rechazamos la hipótesis nula). En el caso del sexo, puerto de embarque y supervivencia tendríamos varianzas de edad muy similares para los distintos grupos de cada variable.

```
leveneTest(data.train$Fare~data.train$Pclass)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##        Df F value    Pr(>F)
## group   2  118.57 < 2.2e-16 ***
##       888
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
leveneTest(data.train$Fare~data.train$Sex)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##        Df F value    Pr(>F)
## group   1  19.188 1.326e-05 ***
##       889
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
leveneTest(data.train$Fare~data.train$Embarked)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##        Df F value    Pr(>F)
## group   2  33.539 9.082e-15 ***
##       888
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
leveneTest(data.train$Fare~data.train$Survived)
```

```
## Levene's Test for Homogeneity of Variance (center = median)
##        Df F value    Pr(>F)
```

```
## group   1    45.1 3.337e-11 ***
##       889
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Para el caso de los precios observamos que el p-valor es muy pequeño (mucho menor que 0.05) para todas las variables estudiadas, por lo que podemos asumir que las varianzas de precios serán distintas para todos los grupos posibles según la clase, edad, sexo y supervivencia.

4.3. 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.

Vamos a hacer un test de hipotésis sobre la proporción de supervivientes dependiendo de la clase en la que viajaba el pasajero.

Hacemos un test sobre la proporción de supervivientes con 3 muestras, una para cada clase.

```
p_sob_primera <- nrow(primera_clase[primera_clase$Survived=="Sí",])/nrow(
primera_clase)
p_sob_segunda <- nrow(segunda_clase[segunda_clase$Survived=="Sí",])/nrow(
segunda_clase)
p_sob_tercera <- nrow(tercera_clase[tercera_clase$Survived=="Sí",])/nrow(
tercera_clase)
sob <-  c(p_sob_primera*nrow(primera_clase),p_sob_segunda*nrow(segunda_cl
ase),p_sob_tercera*nrow(tercera_clase))
nn <- c(nrow(primera_clase),nrow(segunda_clase),nrow(tercera_clase))
prop.test(sob,nn,alternative="two.sided",correct=FALSE)
```

```
##
##  3-sample test for equality of proportions without continuity
##  correction
##
## data:  sob out of nn
## X-squared = 102.89, df = 2, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: two.sided
## sample estimates:
##    prop 1    prop 2    prop 3
## 0.6296296 0.4728261 0.2423625
```

El p-valor de 2.2e-16, mucho menor a 0.05, nos hace rechazar la hipótesis nula, por lo que podemos concluir que cada grupo tiene una proporción de supervivientes bastante diferenciada, centrada en los siguientes valores:

Primera clase: 62.96 % de supervivientes

Segunda clase: 47.28 % de supervivientes

Tercera clase: 24.23 % de supervivientes

Vamos a hacer un test de hipotésis sobre la proporción de supervivientes dependiendo del sexo del pasajero.

Hacemos un test sobre la proporción de supervivientes con 2 muestras, una para cada sexo.

```
p_sob_mujeres <- nrow(mujer[mujer$Survived=="Sí",])/nrow(mujer)
p_sob_hombres <- nrow(hombre[hombre$Survived=="Sí",])/nrow(hombre)
sob <-  c(p_sob_mujeres*nrow(mujer),p_sob_hombres*nrow(hombre))
nn <- c(nrow(mujer),nrow(hombre))
prop.test(sob,nn,alternative="two.sided",correct=FALSE)
```

```
##
##  2-sample test for equality of proportions without continuity
##  correction
##
## data:  sob out of nn
## X-squared = 263.05, df = 1, p-value < 2.2e-16
## alternative hypothesis: two.sided
## 95 percent confidence interval:
##  0.4951483 0.6111119
## sample estimates:
##    prop 1    prop 2
## 0.7420382 0.1889081
```

El p-valor de 2.2e-16, mucho menor a 0.05, nos hace rechazar la hipótesis nula, por lo que podemos concluir que cada grupo tiene una proporción de supervivientes bastante diferenciada, centrada en los siguientes valores:

Mujeres: 74.20 % de supervivientes

Hombres: 18.89 % de supervivientes

Vamos a hacer un test de hipotésis sobre la proporción de supervivientes dependiendo del puerto de embarque del pasajero.

Hacemos un test sobre la proporción de supervivientes con 3 muestras, una para cada puerto de embarque.

```
p_sob_southampton <- nrow(southampton[southampton$Survived=="Sí",])/nrow(
southampton)
p_sob_cherbourg <- nrow(cherbourg[cherbourg$Survived=="Sí",])/nrow(cherbo
urg)
p_sob_queenstown <- nrow(queenstown[queenstown$Survived=="Sí",])/nrow(que
enstown)
sob <-  c(p_sob_southampton*nrow(southampton),p_sob_cherbourg*nrow(cherbo
urg),p_sob_tercera*nrow(queenstown))
```

```
nn <- c(nrow(southampton),nrow(cherbourg),nrow(queenstown))
prop.test(sob,nn,alternative="two.sided",correct=FALSE)

##
##  3-sample test for equality of proportions without continuity
##  correction
##
## data:  sob out of nn
## X-squared = 34.354, df = 2, p-value = 3.469e-08
## alternative hypothesis: two.sided
## sample estimates:
##    prop 1    prop 2    prop 3
## 0.3369565 0.5588235 0.2423625
```

El p-valor de 3.469e-08, mucho menor a 0.05, nos hace rechazar la hipótesis nula, por lo que podemos concluir que cada grupo tiene una proporción de supervivientes bastante diferenciada, centrada en los siguientes valores:

southampton: 33.69 % de supervivientes

cherbourg: 55.88 % de supervivientes

queenstown: 38.96 % de supervivientes

En el test de correlación vamos a mirar primero las correlaciones entre sobrevivir y alguna variables numéricas

```
data.train$SurvivedInt <- as.integer(ifelse(data.train$Survived=="Sí",1,0
))
cor_FarePerPassenger <- cor.test(data.train$FarePerPassenger,data.train$S
urvivedInt)
cor_FarePerPassenger

##
##  Pearson's product-moment correlation
##
## data:  data.train$FarePerPassenger and data.train$SurvivedInt
## t = 6.7757, df = 889, p-value = 2.251e-11
## alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  0.1582253 0.2831562
## sample estimates:
##       cor
## 0.2215999

cor_Age <- cor.test(data.train$Age,data.train$SurvivedInt)
cor_Age

##
##  Pearson's product-moment correlation
##
## data:  data.train$Age and data.train$SurvivedInt
```

```
## t = -2.9522, df = 889, p-value = 0.003238
## alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  -0.16315413 -0.03306915
## sample estimates:
##         cor
## -0.09853255
```

```
cor_SibSp <- cor.test(data.train$SibSp,data.train$SurvivedInt)
cor_SibSp
```

```
##
##  Pearson's product-moment correlation
##
## data:  data.train$SibSp and data.train$SurvivedInt
## t = -1.0538, df = 889, p-value = 0.2922
## alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  -0.10076614  0.03042549
## sample estimates:
##        cor
## -0.0353225
```

Observamos cómo la correlación entre la edad, el número de hermanos o cónyugues y la supervivencia es prácticamente inexistente. En estos casos los p-valores son altos y la correlación bastante baja.

No obstante, para la dependencia de la supervivencia con el precio del billete por pasajero sí que hay un p-valor muy pequeño que permite rechazar la hipótesis nula y la correlación es de 0.22. Esta correlación no es excesivamente grande, pero teniendo en cuenta que sobrevivir es una variable binaria que da 0 o 1, una correlación de 0.22 será muy a tener en cuenta.

Para finalizar vamos a usar una regresión logística para predecir la probabilidad de supervivencia en función de las variables que hemos encontrado que puedan tener algún efecto en la misma. Nos decantamos por usar el sexo, el puerto de embarque, la clase y el precio.

```
glm_sobrevivir <- glm(formula =Survived~Sex+Embarked+Pclass+FarePerPassen
ger, family=binomial(link=logit),data=data.train)
summary(glm_sobrevivir)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = Survived ~ Sex + Embarked + Pclass + FarePerPassenger,
##     family = binomial(link = logit), data = data.train)
##
## Deviance Residuals:
##     Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.2914  -0.7140  -0.4181   0.6707   2.2394
##
```

```
## Coefficients:
##                       Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)           2.442059   0.322893   7.563 3.94e-14 ***
## Sexmale              -2.604784   0.185739 -14.024  < 2e-16 ***
## EmbarkedQueenstown   -0.113224   0.363962  -0.311   0.7557
## EmbarkedSouthampton -0.557462   0.231102  -2.412   0.0159 *
## PclassSegunda clase -0.556207   0.273310  -2.035   0.0418 *
## PclassTercera clase -1.702389   0.257509  -6.611 3.82e-11 ***
## FarePerPassenger     0.003764   0.003503   1.075   0.2826
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##     Null deviance: 1186.66  on 890  degrees of freedom
## Residual deviance:  817.44  on 884  degrees of freedom
## AIC: 831.44
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Concluimos de este modelo que las variables que más influyen en la no supervivencia son ser hombre y ser de tercera clase, pues tenemos unos p-valores muy pequeños para ambas variables en el modelo.

Creado el modelo miramos la tabla de confusión de las predicciones hechas con el mismo y lo comparamos con las personas que han sobrevivido

```
library(caret)

## Warning: package 'caret' was built under R version 4.0.3

## Loading required package: lattice

library(e1071)

## Warning: package 'e1071' was built under R version 4.0.3

predicted_data <- predict(glm_sobrevivir, data.train)
predicted_survival <- as.factor(ifelse(predicted_data>0.5,"Sí","No"))
cm <- confusionMatrix(predicted_survival,data.train$Survived)
cm$table

##            Reference
## Prediction  No  Sí
##         No 522 140
##         Sí  27 202
```

La exactitud del modelo es del 81.33 %. 523 valores son muertos reales y 200 son supervivientes reales del total de 891 resultados totales. El 81.33 % de las predicciones son correctas.

La precisión es elevada, del 88.49 %. El modelo predice bien las personas que sobreviven: 200 casos de supervivencia son correctos de los 226 que predecimos.

La especificidad es muy buena, del 95.26%. Esto quiere decir que el modelo predice muy bien las personas que NO van a sobrevivir, prediciendo 523 personas que mueren de las 549 que en realidad murieron.

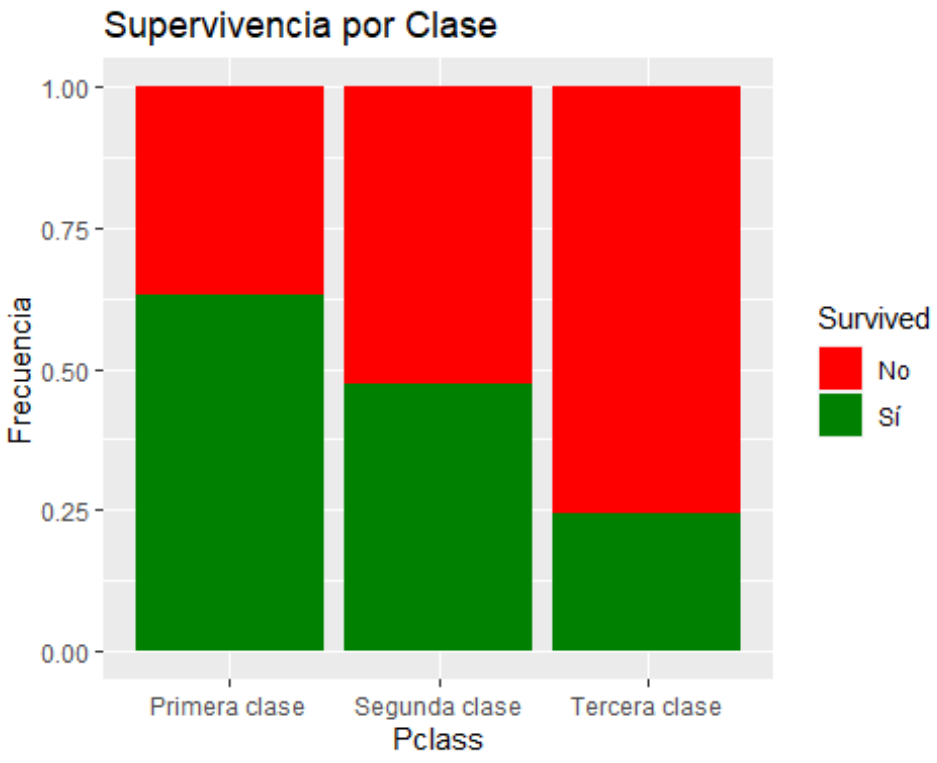
El peor de los parámetros de predicción es la sensibilidad, ya que de las 340 personas que en realidad sobreviven, tan sólo se detectan correctamente 200, un 58.82 %.

5. Representación de los resultados a partir de tablas y gráficas.

Podemos comprobar gráficamente la conclusión que estrajimos, las variables que más influyen en la no supervivencia son ser hombre y viajar en tercera clase

Grafico: proporción de supervivientes por clase

```
#Survived como función de Pclass:
ggplot(data = data.train,aes(x=Pclass,fill=Survived))+geom_bar(position="
fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000","#008000"))+ylab("Frecuencia"
)+labs(title="Supervivencia por Clase")
```



Primera clase: 62.96 % de supervivientes

Segunda clase: 47.28 % de supervivientes

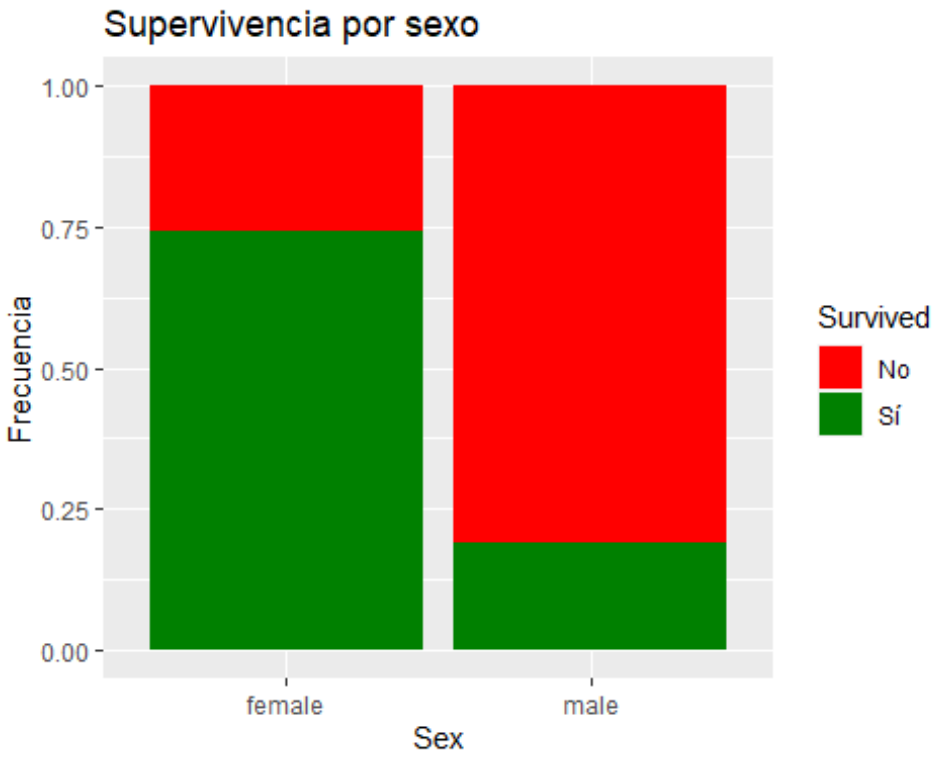
Tercera clase: 24.23 % de supervivientes

Tabla de contingencia: supervivientes por clase

```
SurvivedClass <- table(data.train$Pclass,data.train$Survived)
SurvivedClass

##
##                  No  Sí
##   Primera clase  80 136
##   Segunda clase  97  87
##   Tercera clase 372 119

prop.table(SurvivedClass, margin = 1)

##
##                        No        Sí
##   Primera clase 0.3703704 0.6296296
##   Segunda clase 0.5271739 0.4728261
##   Tercera clase 0.7576375 0.2423625
```

Grafico: proporción de supervivientes por sexo

```
# Survived como función de Sex
ggplot(data = data.train[1:dim(data.train)[1],],aes(x=Sex,fill=Survived))
+geom_bar(position="fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000","#008000"
))+ylab("Frecuencia")+labs(title="Supervivencia por sexo")
```



Mujeres: 74.20 % de supervivientes

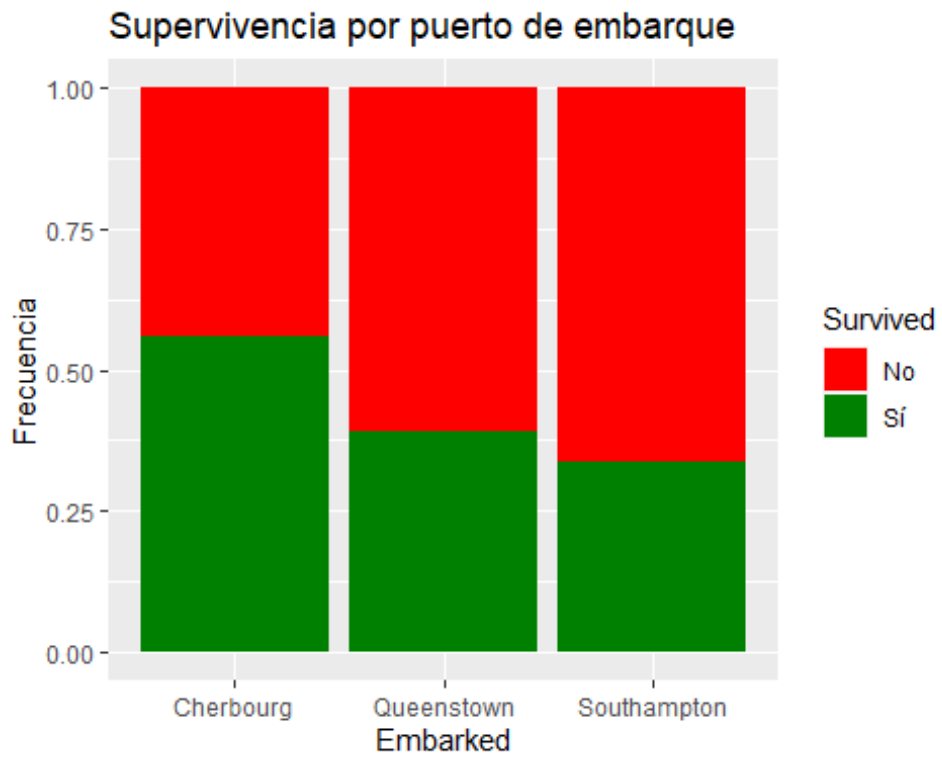
Hombres: 18.89 % de supervivientes

Tabla de contingencia: supervivientes por sexo

```
SurvivedSex <- table(data.train$Sex, data.train$Survived)
SurvivedSex

##
##           No  Sí
##   female  81 233
##   male   468 109

prop.table(SurvivedSex, margin = 1)

##
##                 No        Sí
##   female 0.2579618 0.7420382
##   male   0.8110919 0.1889081
```

Grafico: proporción de supervivientes por puerto de embarque

```
#Survived como función de Embarked:
ggplot(data = data.train,aes(x=Embarked,fill=Survived))+geom_bar(position
="fill")+scale_fill_manual(values=c("#FF0000","#008000"))+ylab("Frecuenci
a")+labs(title="Supervivencia por puerto de embarque")
```



Cherbourg: 55.88 % de supervivientes

Queenstown: 38.96 % de supervivientes

Southampton: 33.69 % de supervivientes

Tabla de contingencia: supervivientes por puerto de embarque

```
SurvivedClass <- table(data.train$Embarked,data.train$Survived)
SurvivedClass

##
##                No  Sí
##   Cherbourg    75  95
##   Queenstown   47  30
##   Southampton 427 217

prop.table(SurvivedClass, margin = 1)

##
##                       No        Sí
##   Cherbourg   0.4411765 0.5588235
##   Queenstown  0.6103896 0.3896104
##   Southampton 0.6630435 0.3369565
```

Correlaciones entre sobrevivir y FarePerPassenger, Age y SibSp

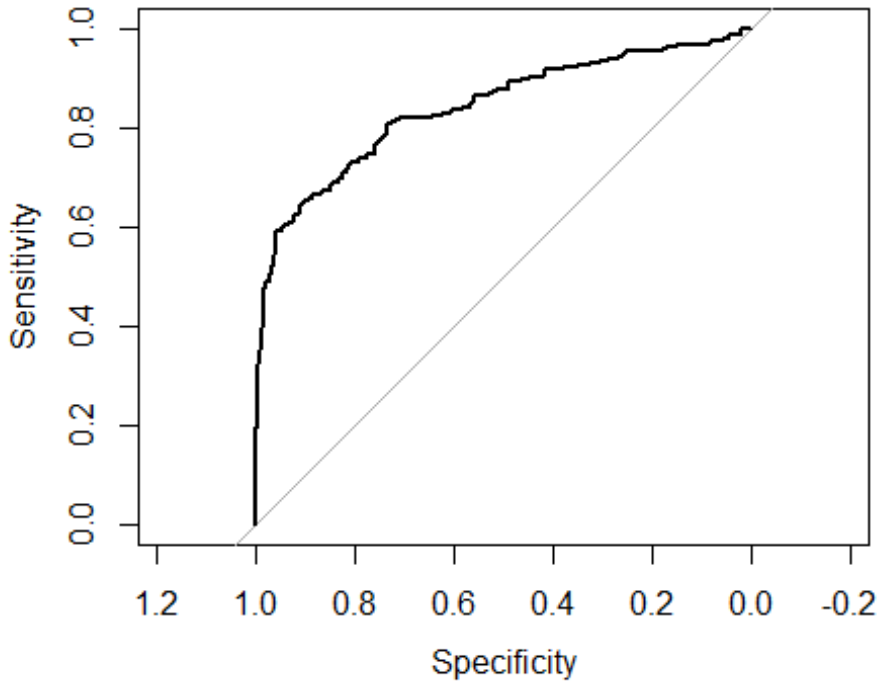
```
# Tabla con las correlaciones  entre sobrevivir y FarePerPassenger, Age y
SibSp
tabla.correlaciones <- matrix(c(cor_FarePerPassenger$estimate,cor_Age$est
imate,cor_SibSp$estimate),ncol = 3, byrow = TRUE)
colnames(tabla.correlaciones) <- c("Correlación FarePerPassenger", "Corre
lación Age", "Correlación SibSp")
tabla.correlaciones

##      Correlación FarePerPassenger Correlación Age Correlación SibSp
## [1,]                    0.2215999     -0.09853255        -0.0353225
```

Regresión logística

Representación de la curva ROC

```
library(pROC)

## Warning: package 'pROC' was built under R version 4.0.3

## Type 'citation("pROC")' for a citation.

##
## Attaching package: 'pROC'

## The following object is masked from 'package:colorspace':
##
##     coords
```

```
## The following objects are masked from 'package:stats':
##
##     cov, smooth, var

r=roc(data.train$Survived,predicted_data , data=data.train)

## Setting levels: control = No, case = Sí

## Setting direction: controls < cases

plot(r)
```




```
auc(r)

## Area under the curve: 0.8399
```

El área por debajo de esa curva toma el valor de 0.8397, por lo que la habilidad del modelo para discriminar entre aquellos pasajeros que sobrevivieron y los que no, es buena.

6. Resolución del problema. Conclusiones.

Para la resolución realizamos las siguientes acciones y extrajimos las correspondientes conclusiones

Realizamos un test sobre la proporción de supervivientes con 3 muestras, una para cada clase, y concluimos que cada grupo tiene una proporción de supervivientes bastante diferenciada, centrada en los siguientes valores:

Primera clase: 62.96 % de supervivientes

Segunda clase: 47.28 % de supervivientes

Tercera clase: 24.23 % de supervivientes

Realizamos un test sobre la proporción de supervivientes con 2 muestras, una para cada sexo, y concluimos que cada grupo tiene una proporción de supervivientes bastante diferenciada, centrada en los siguientes valores:

Mujeres: 74.20 % de supervivientes

Hombres: 18.89 % de supervivientes

Realizamos un test sobre la proporción de supervivientes con 3 muestras, una para cada puerto de embarque, y concluimos que cada grupo tiene una proporción de supervivientes bastante diferenciada, centrada en los siguientes valores:

Cherbourg: 55.88 % de supervivientes

Queenstown: 38.96 % de supervivientes

Southampton: 33.69 % de supervivientes

Realizamos test de correlación entre sobrevivir y las variables numéricas FarePerPassenger, Age y SibSp, y concluímos que:

La correlación entre la edad, el número de hermanos o cónyugues y la supervivencia es prácticamente inexistente.

La correlación del precio del billete por pasajero y la supervivencia no es excesivamente grande, pero teniendo en cuenta que sobrevivir es una variable binaria que da 0 o 1, una correlación de 0.22 será muy a tener en cuenta

Realizamos una regresión logística para predecir la probabilidad de supervivencia en función de las variables que hemos encontrado que puedan tener algún efecto en la misma. Nos decantamos por usar el sexo, el puerto de embarque, la clase y el precio. Concluímos que:

La exactitud del modelo es del 81.33 %. 523 valores son muertos reales y 200 son supervivientes reales del total de 891 resultados totales. El 81.33 % de las predicciones son correctas.

La precisión es elevada, del 88.49 %. El modelo predice bien las personas que sobreviven: 200 casos de supervivencia son correctos de los 226 que predecimos.

La especificidad es muy buena, del 95.26%. Esto quiere decir que el modelo predice muy bien las personas que NO van a sobrevivir, prediciendo 523 personas que mueren de las 549 que en realidad murieron.

El peor de los parámetros de predicción es la sensibilidad, ya que de las 340 personas que en realidad sobreviven, tan sólo se detectan correctamente 200, un 58.82 %.

Tabla de contribuciones

Contribuciones	Firma
Investigación previa	EJAO, SFB
Redacción de las respuestas	EJAO, SFB
Desarrollo código	EJAO, SFB