Práctica 2: Limpieza y Validación de los Datos

Beatriz Elena Jaramillo Gallego

08 de Mayo de 2018

Contents

Detalles de la actividad

Descripción

En esta práctica se elabora un caso práctico orientado a aprender a identificar los datos relevantes para un proyecto analítico y usar las herramientas de integración, limpieza, validación y análisis de las mismas.

Competencias

En esta práctica se desarrollan las siguientes competencias del Máster de Data Science:

- Capacidad de analizar un problema en el nivel de abstracción adecuado a cada situación y aplicar las habilidades y conocimientos adquiridos para abordarlo y resolverlo.
- Capacidad para aplicar las técnicas específicas de tratamiento de datos (integración, transformación, limpieza y validación) para su posterior análisis.

Objetivos

Los objetivos concretos de esta práctica son:

- Aprender a aplicar los conocimientos adquiridos y su capacidad de resolución de problemas en entornos nuevos o poco conocidos dentro de contextos más amplios o multidisciplinares.
- Saber identificar los datos relevantes y los tratamientos necesarios (integración, limpieza y validación) para llevar a cabo un proyecto analítico.
- Aprender a analizar los datos adecuadamente para abordar la información contenida en los datos.
- Identificar la mejor representación de los resultados para aportar conclusiones sobre el problema planteado en el proceso analítico.
- Actuar con los principios éticos y legales relacionados con la manipulación de datos en función del ámbito de aplicación.
- Desarrollar las habilidades de aprendizaje que les permitan continuarestudiando de un modo que tendrá que ser en gran medida autodirigido o autónomo.
- Desarrollar la capacidad de búsqueda, gestión y uso de información y recursos en el ámbito de la ciencia de datos.

Resolución Práctica

1. Descripción del dataset

Los datos para el análisis se ha obtenido a partir de este enlace en Kaggle Titanic: Machine Learning from Disaster (https://www.kaggle.com/c/titanic) y está constituido por 12 (variables) que presentan 891 pasajeros(filas o registros) en el archivo de train y 418 pasajeros(filas o registros) en el archivo de test.

Los datos se han dividido en dos grupos:

- Conjunto de entrenamiento (train.csv): El conjunto de entrenamiento se debe usar para construir sus modelos de aprendizaje automático
- Conjunto de prueba (test.csv): El conjunto de prueba se debe usar para ver qué tan bien se desempeña su modelo en datos no vistos.

Variables

- PassengerId: Un identificador numerico del pasajero. Es una variable númerica.
- Survived: Varibale binaria donde se indica si el pasajero sobrevivio o no. (0 = No, 1 = Yes)
- Pclass: La clase en la que viajaba el pasajero. Es una variable númerica. (1 = 1st, 2 = 2nd, 3 = 3rd)
- Name: El nombre del pasajero. Es una variable nominal.
- Sex: El sexo del pasajero. Es una varuable nominal.
- Age: La edad del pasajero. Es una variable númerica.
- SibSp: Numero de familiares cosanguineos de la persona abordo del Titanic. Es una variable númerica
- Parch: Numero de familaires de diferente grado que acompañaban a la persona abordo del Titanic. Es una variable númerica
- Ticket: El ticket correspondiente al pasajero al momento del abordaje. Es una variable nominal.
- Fare: La tarifa del ticket segun la clase en la que abordo el pasajero. Es una variable númerica
- Cabin: El identificador de la cabina que utilizo la persona durante el viaje. Es una variable nominal
- Embarked: Indica el lugar de embarque de la persona. Es una variable nominal. (C = Cherbourg, Q = Queenstown, S = Southampton)

Pregunta/problema pretende responder Problema: Podria llegarse a determinar/predecir la superviviencia de los pasajeros del Titanic? Para reponder el anterior problema se dede tener en cuenta las caracteristicas como edad, sexo y la tarifa del ticket según la clase en la que abordo el pasajero. Después de realizar un análisis de superviviencia podré responder esta pregunta.

Notas Variables Pclass: un proxy para el estado socio-económico (SES) 1er = superior 2do = Medio Tercero = Más bajo

Sibsp: el conjunto de datos define las relaciones familiares de esta manera ... Hermano = hermano, hermana, hermanastro, hermanastra Cónyuge = esposo, esposa (las amantes y los novios fueron ignorados)

Parch: El conjunto de datos define las relaciones familiares de esta manera ... Padre = madre, padre Niño = hija, hijo, hijastra, hijastro Algunos niños viajaban solo con una niñera, por lo tanto parch = 0 para ellos.

2. Integración y selección

Integración y selección de los datos de interés a analizar.

Hare un vistazo genereal de como llegan los datos en el dataset train, el cual tiene las 12 variables anteriormente descritas.

```
#setwd("C:/Users/Admin/Dropbox/Master/Tipologia de Datos/PRACTICA 2")
titanic <- read.csv2("train.csv",header = TRUE,sep = ";",dec = ",",stringsAsFactors=FALSE)
cat(paste0("Carga fichero train.csv OK.","\n\n"))
```

```
## Carga fichero train.csv OK.
```

```
str(titanic)
```

```
## 'data.frame':    891 obs. of  12 variables:
##  $ PassengerId: int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
##  $ Survived   : int  0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 ...
##  $ Pclass     : int  3 1 3 1 3 3 1 3 3 2 ...
##  $ Name       : chr  "Braund, Mr. Owen Harris" "Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Thayer)"
##  $ Sex        : chr  "male" "female" "female" "female" ...
##  $ Age        : chr  "22" "38" "26" "35" ...
##  $ SibSp      : int  1 1 0 1 0 0 0 3 0 1 ...
##  $ Parch      : int  0 0 0 0 0 0 0 1 2 0 ...
##  $ Ticket     : chr  "A/5 21171" "PC 17599" "STON/O2. 3101282" "113803" ...
##  $ Fare       : num  7.25 7.13 7.92 53.1 8.05 ...
##  $ Cabin      : chr  "" "C85" "" "C123" ...
##  $ Embarked   : chr  "S" "C" "S" "S" ...
```

Variables Categoricales: Survived, Sex, and Embarked. Ordinal: Pclass.

Variables Continuas: Age, Fare. Discrete: SibSp, Parch

Las Variables Cabin, Ticket y PassengerId son informativas y serán usasdas en el análisis.

Haciendo algún tratamiento de datos. La variable **Fare** debe ser numerica y se encuentra como factor, la he convertido en numerica.

```
titanic$Name <- as.factor(titanic$Name)
titanic$Sex <- as.factor(titanic$Sex)
titanic$Ticket <- as.factor(titanic$Ticket)
titanic$Embarked <- as.factor(titanic$Embarked)
titanic$Age <- as.numeric(titanic$Age)
titanic$Fare <- as.numeric(titanic$Fare)

summary(titanic)
```

```
##   PassengerId       Survived          Pclass     
##  Min.   :  1.0   Min.   :0.0000   Min.   :1.000  
##  1st Qu.:223.5   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:2.000  
##  Median :446.0   Median :0.0000   Median :3.000  
##  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  
##
```

```
##                                     Name         Sex           Age
##  Abbing, Mr. Anthony                   :  1   female:314   Min.   : 0.42
##  Abbott, Mr. Rossmore Edward           :  1   male  :577   1st Qu.:20.12
##  Abbott, Mrs. Stanton (Rosa Hunt)      :  1                Median :28.00
##  Abelson, Mr. Samuel                   :  1                Mean   :29.70
##  Abelson, Mrs. Samuel (Hannah Wizosky):  1                3rd Qu.:38.00
##  Adahl, Mr. Mauritz Nils Martin        :  1                Max.   :80.00
##  (Other)                               :885                NA's   :177
##      SibSp           Parch             Ticket         Fare
##  Min.   :0.000   Min.   :0.0000   1601    :  7   Min.   :  6.438
##  1st Qu.:0.000   1st Qu.:0.0000   347082  :  7   1st Qu.:  7.925
##  Median :0.000   Median :0.0000   CA. 2343:  7   Median : 14.458
##  Mean   :0.523   Mean   :0.3816   3101295 :  6   Mean   : 32.865
##  3rd Qu.:1.000   3rd Qu.:0.0000   347088  :  6   3rd Qu.: 31.000
##  Max.   :8.000   Max.   :6.0000   CA 2144 :  6   Max.   :512.329
##                                   (Other) :852   NA's   :15
##     Cabin           Embarked
##  Length:891          :  2
##  Class :character   C:168
##  Mode  :character   Q: 77
##                     S:644
##
##
##
```

3. Limpieza de los datos

3.1. Ceros y elementos vacíos

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

Hay 263 datos **NA** en la variable Age, hay 418 NA en la variable **Survived**, que son los valores que anteriormente adicione del dataset test.

```
# Números de valores desconocidos por campo
sapply(titanic, function(x) sum(is.na(x)))
```

```
## PassengerId    Survived      Pclass        Name         Sex         Age
##           0           0           0           0           0         177
##       SibSp       Parch      Ticket        Fare       Cabin    Embarked
##           0           0           0          15           0           0
```

```
cat("\n\n")
```

```
cat(paste0("Valores vacios Age ",round((177/891)*100,2)),"%")
```

```
## Valores vacios Age 19.87 %
```

```
cat("\n\n")
```

```
cat(paste0("Valores vacios Fare ",round((15/891)*100,2)),"%")
```

```
## Valores vacios Fare 1.68 %
```

```
cat("\n\n")
```

```
# Para aquellos pasajeros que se desconoce la cabina, se le cambia su vacio  por un string que indica d
titanic$Cabin[titanic$Cabin==""] <- "Unknown"
titanic$Cabin <- as.factor(titanic$Cabin)

# Hay 2 pasajeros en la columna Embarked que estan vacios y la mayoria embarco por S entonces lo he agr
errores = which(titanic$Embarked=="")
titanic$Embarked[errores] = "S"
titanic$Embarked <- factor(titanic$Embarked)
rm(errores)
```

Para manejar los registros que contienen valores desconocidos para algún campo, una opción podría ser eliminar los registros que incluyen este tipo de valores de la variable Age, pero ello supondría desaprovechar el 19.87% de esta información y para la varaible Fare quitar los NA upondría desaprovechar el 1.68% de esta información

Se empleará el método para imputa de una manera sofisticada para que no toda la matriz de distancia tenga que calcularse: la imputación basada en k vecinos más próximos (en inglés, kNN-imputation). Por lo tanto, la implementación del paquete VIM también es aplicable para conjuntos de datos razonablemente grandes

```
# Imputación de valores mediante la función kNN() del paquete VIM
suppressWarnings(suppressMessages(library(VIM)))
titanic$Age <- kNN(titanic)$Age
titanic$Fare <- kNN(titanic)$Fare
sapply(titanic, function(x) sum(is.na(x)))
```

```
## PassengerId    Survived      Pclass        Name         Sex         Age
##           0           0           0           0           0           0
```

```
##       SibSp       Parch      Ticket        Fare       Cabin    Embarked
##           0           0           0           0           0           0
```

```
summary(titanic)
```

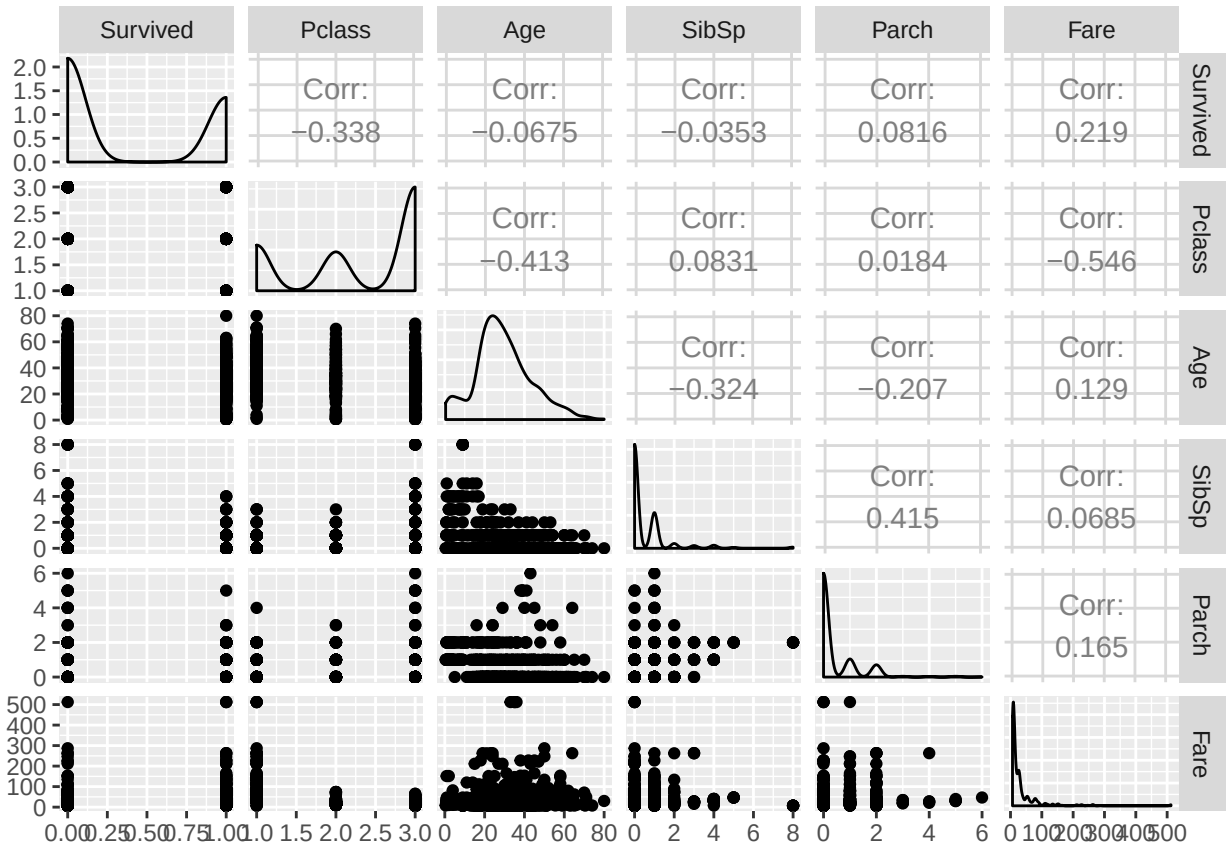
```
##   PassengerId       Survived          Pclass
##  Min.   :  1.0   Min.   :0.0000   Min.   :1.000
##  1st Qu.:223.5   1st Qu.:0.0000   1st Qu.:2.000
##  Median :446.0   Median :0.0000   Median :3.000
##  Mean   :446.0   Mean   :0.3838   Mean   :2.309
##  3rd Qu.:668.5   3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:3.000
##  Max.   :891.0   Max.   :1.0000   Max.   :3.000
##
##                                     Name         Sex           Age
##  Abbing, Mr. Anthony                   :  1   female:314   Min.   : 0.42
##  Abbott, Mr. Rossmore Edward           :  1   male  :577   1st Qu.:21.00
##  Abbott, Mrs. Stanton (Rosa Hunt)      :  1                Median :28.00
##  Abelson, Mr. Samuel                   :  1                Mean   :29.39
##  Abelson, Mrs. Samuel (Hannah Wizosky):  1                3rd Qu.:37.00
##  Adahl, Mr. Mauritz Nils Martin        :  1                Max.   :80.00
##  (Other)                               :885
##      SibSp           Parch             Ticket         Fare
##  Min.   :0.000   Min.   :0.0000   1601    :  7   Min.   :  6.438
##  1st Qu.:0.000   1st Qu.:0.0000   347082  :  7   1st Qu.:  7.925
##  Median :0.000   Median :0.0000   CA. 2343:  7   Median : 14.454
##  Mean   :0.523   Mean   :0.3816   3101295 :  6   Mean   : 32.694
##  3rd Qu.:1.000   3rd Qu.:0.0000   347088  :  6   3rd Qu.: 31.000
##  Max.   :8.000   Max.   :6.0000   CA 2144 :  6   Max.   :512.329
##                                   (Other) :852
##          Cabin     Embarked
##  Unknown    :687   C:168
##  B96 B98    :  4   Q: 77
##  C23 C25 C27:  4   S:646
##  G6         :  4
##  C22 C26    :  3
##  D          :  3
##  (Other)    :186
```

3.2. Valores extremos

Identificación y tratamiento de valores extremos

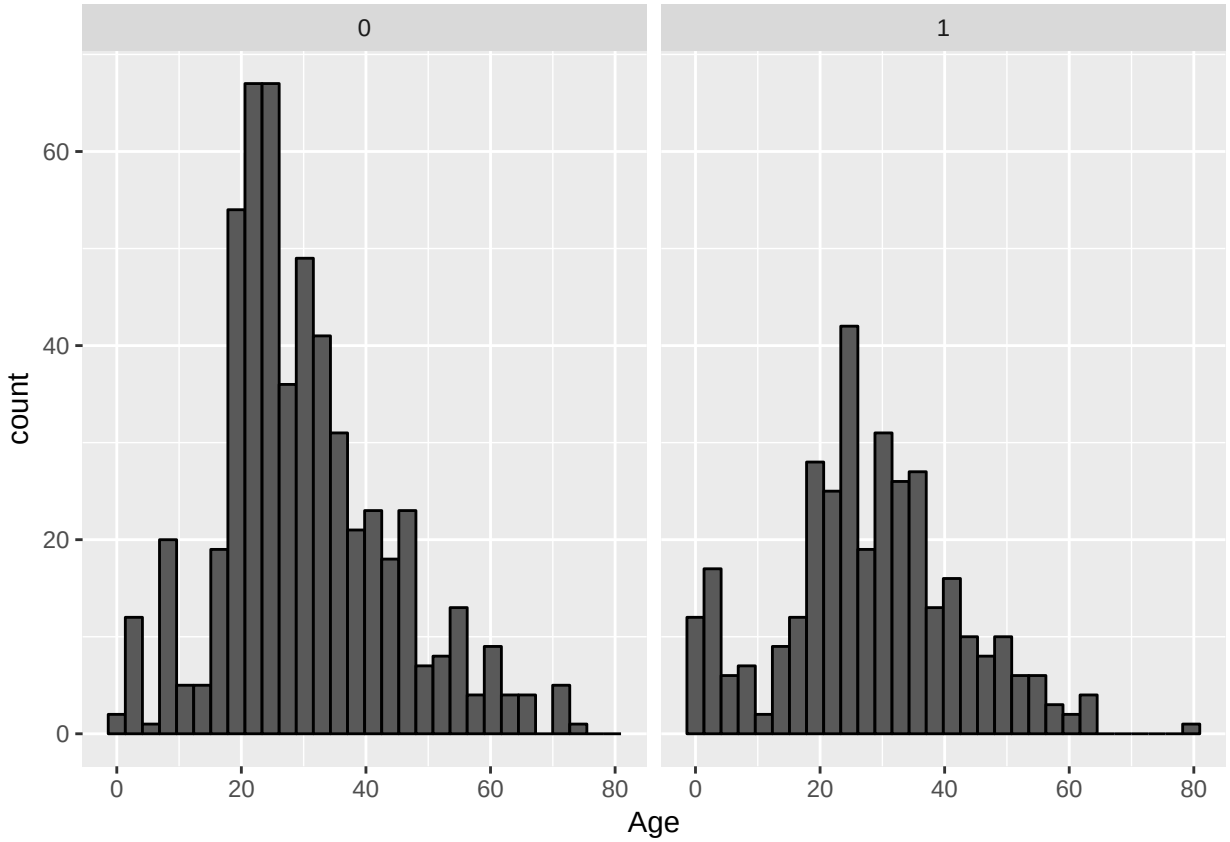
Los valores extremos o outliers son aquellos que parecen no ser congruentes sin los comparamos con el resto de los datos.

```
ggpairs(titanic[c(2,3,6,7,8,10)])
```




```
#gráfico la variable Age, sin NA
ggplot(titanic, aes(x = Age)) +
    geom_histogram(fill = "darkblue", alpha = .5) +
    geom_histogram(colour = "black")+
    facet_wrap(~ Survived)
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```

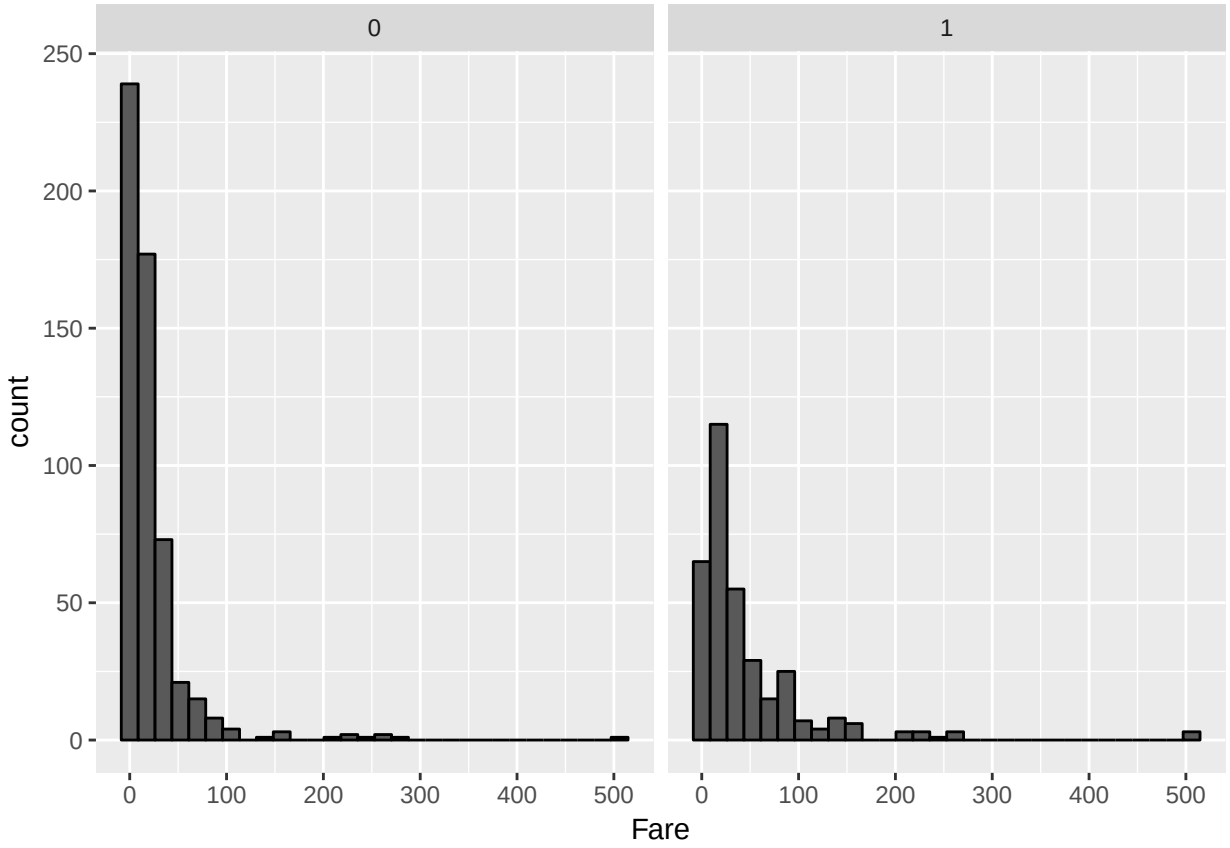



```
boxplot.stats(titanic$Age)$out
```

```
##  [1] 66.0 65.0 71.0 70.5 62.0 63.0 65.0 64.0 65.0 63.0 71.0 64.0 62.0 62.0
## [15] 80.0 70.0 70.0 62.0 74.0
```

```
#gráfico la variable Fare
ggplot(titanic, aes(x = Fare)) +
    geom_histogram(fill = "darkblue", alpha = .5) +
    geom_histogram(colour = "black")+
    facet_wrap(~ Survived)
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```



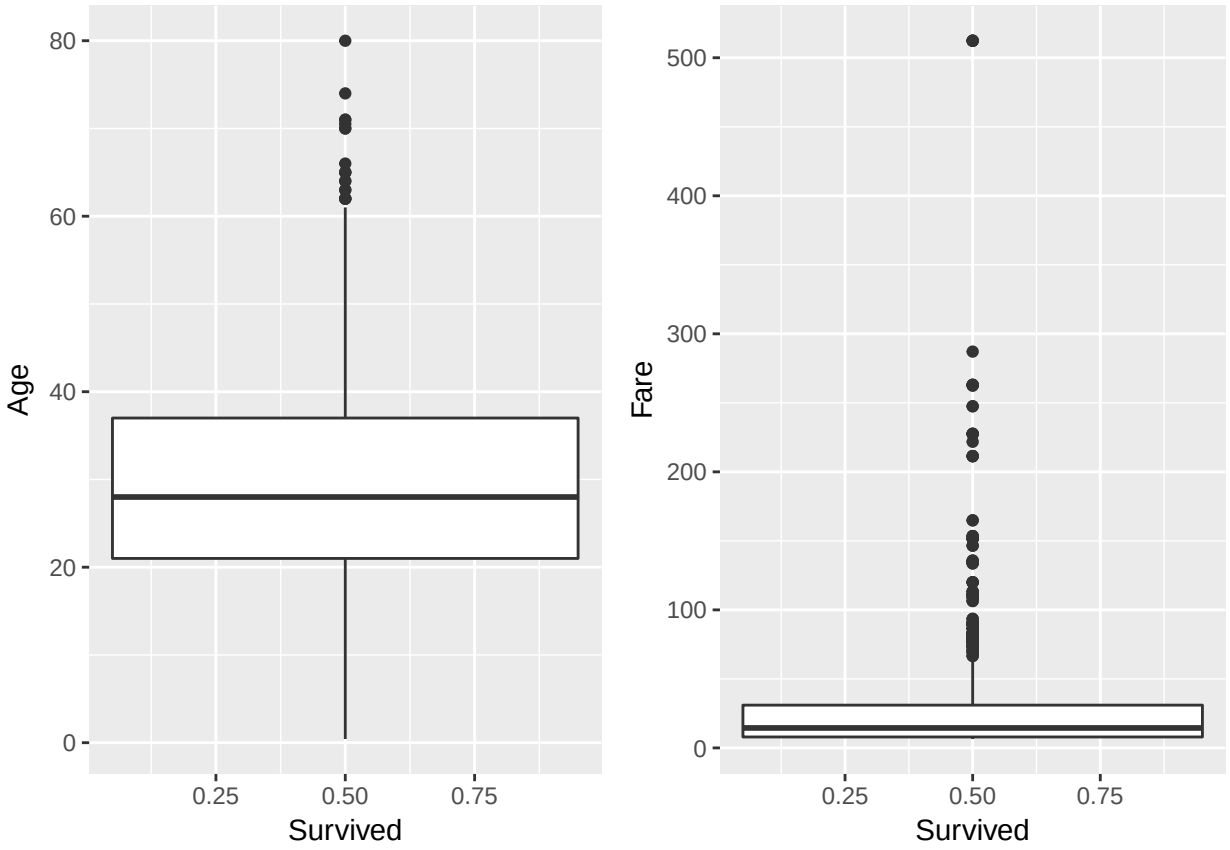

```
boxplot.stats(titanic$Fare)$out
```

```
##   [1] 263.0000 146.5200  82.1700  76.7290  80.0000  83.4800  73.5000
##   [8] 263.0000  77.2900 247.5200  73.5000  77.2900  79.2000  66.6000
##  [15] 287.1250 146.5200 113.2750  76.2900  90.0000  83.4800  90.0000
##  [22]  79.2000  86.5000 512.3290  79.6500 153.4630 135.6300  78.8500
##  [29]  91.0800 151.5500 247.5200 151.5500 110.8830 108.9000  83.1600
##  [36] 164.8700 134.5000 135.6300 153.4630 133.6500  66.6000 134.5000
##  [43] 263.0000  75.2500  69.3000 135.6300  82.1700 211.5000 227.5250
##  [50]  73.5000 120.0000 113.2750  90.0000 120.0000 263.0000  81.8600
##  [57]  89.1000  91.0800  90.0000  78.2670 151.5500  86.5000 108.9000
##  [64]  93.5000 221.7800 106.4250  71.0000 106.4250 110.8830 227.5250
##  [71]  79.6500 110.8830  79.6500  79.2000  78.2670 153.4630  69.3000
##  [78]  76.7290  73.5000 113.2750 133.6500  73.5000 512.3290  76.7290
##  [85] 211.3380 110.8830 227.5250 151.5500 227.5250 211.3380 512.3290
##  [92]  78.8500 262.3750  71.0000  86.5000 120.0000  77.9580 211.3380
##  [99]  79.2000 120.0000  93.5000  79.2000  80.0000  83.1580  89.1040
## [106] 164.8670 512.3292  83.1580
```

```
p <- ggplot(titanic, aes(x=Survived, y=Age,fill=Survived)) +
    geom_boxplot()
q <- ggplot(titanic, aes(x=Survived, y=Fare,fill=Survived)) +
    geom_boxplot()

grid.arrange(p,q,ncol = 2)
```

```
## Warning: Continuous x aesthetic -- did you forget aes(group=...)?
```

```
## Warning: Continuous x aesthetic -- did you forget aes(group=...)?
```



En este caso los datos atipicos surgen de un error de procedimiento, tales como la entrada de datos o un error de codificacion. Estos casos atipicos deberan subsanarse en el filtrado de los datos, y si no se puede, deberan eliminarse del analisis o recodificarse como datos ausentes.

Estos datos "atipicos" los dejare como están ya que los he filtrado y estos pasajeros son los que viajan en Primera Clase y 5 casos que viajan en 2 clase y el valor de su pasaje concuerda.

Cuando termine de realizar el análisis sin quitar estos datos, realizare un análisis similar y quitare estos datos para posteriormente hacer una comparación y concluir si estos 108 casos tienen un valor significante en este análisis, pero a prioro podría decirse que tiene un valor significativo ya que se sabe que las personas de 1 clase son las que tenian mayor posibilidad de sobrevivir con respecto a las demás clases.

```
length(boxplot.stats(titanic$Fare)$out)
```

```
## [1] 108
```

```
ati_class1 <- filter(titanic, titanic$Fare >=66)
```

```
## Warning: package 'bindrcpp' was built under R version 3.4.4
```

```
head(ati_class1)
```

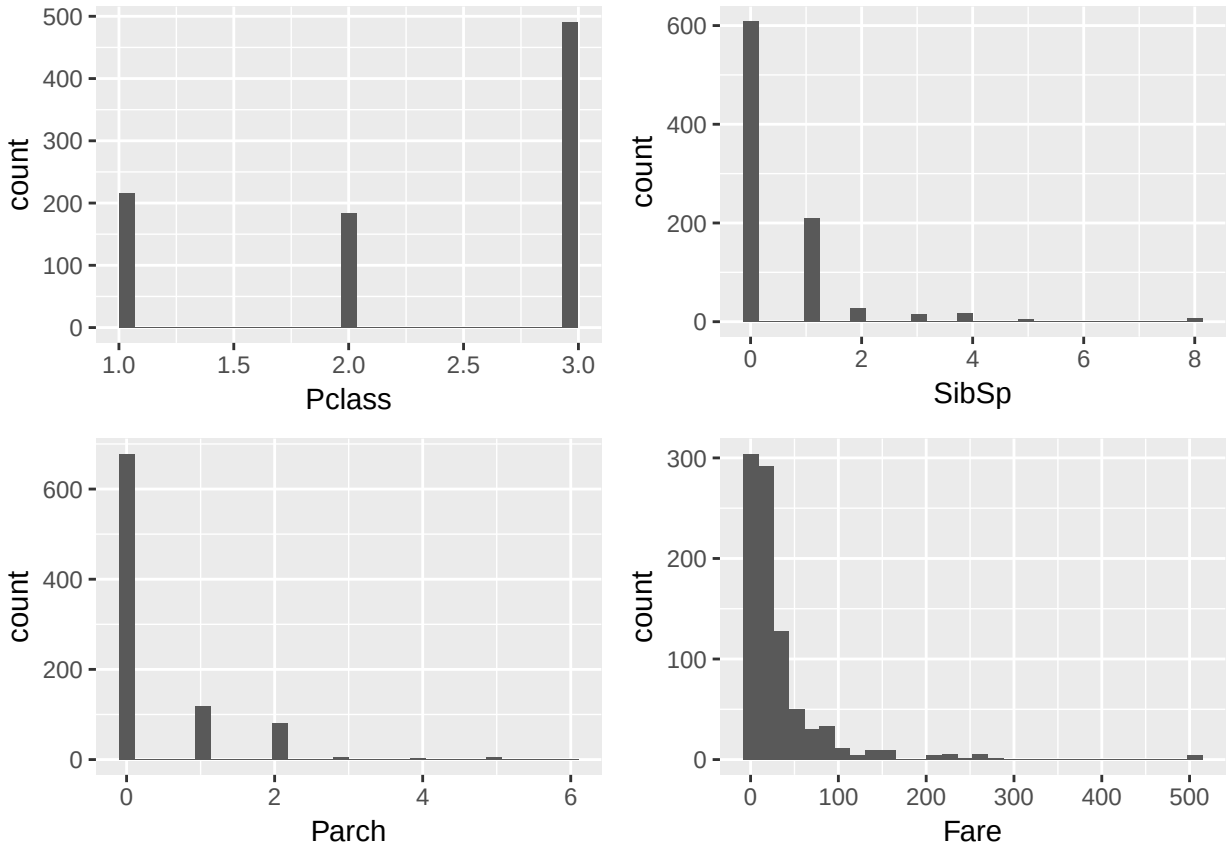
```
##   PassengerId Survived Pclass
## 1          28        0      1
```

```
## 2          32        1      1
## 3          35        0      1
## 4          53        1      1
## 5          62        1      1
## 6          63        0      1
##                                                 Name    Sex Age SibSp Parch
## 1                 Fortune, Mr. Charles Alexander   male  19     3     2
## 2 Spencer, Mrs. William Augustus (Marie Eugenie) female  35     1     0
## 3                         Meyer, Mr. Edgar Joseph   male  28     1     0
## 4       Harper, Mrs. Henry Sleeper (Myna Haxtun) female  49     1     0
## 5                           Icard, Miss. Amelie female  38     0     0
## 6                    Harris, Mr. Henry Birkhardt   male  45     1     0
##     Ticket    Fare       Cabin Embarked
## 1    19950 263.000 C23 C25 C27        S
## 2 PC 17569 146.520         B78        C
## 3 PC 17604  82.170     Unknown        C
## 4 PC 17572  76.729         D33        C
## 5   113572  80.000         B28        S
## 6    36973  83.480         C83        S
```

Otras variables númericas que se utilizan en el problema.

```
# La cantidad de personas en cada clase
p <- ggplot(titanic, aes(x=Pclass)) +
  geom_histogram()

# La cantidad hermanos/conyuges de la personas
r <- ggplot(titanic, aes(x=SibSp)) +
  geom_histogram()

# La cantidad de parientes y niños abordo
s <- ggplot(titanic, aes(x=Parch)) +
  geom_histogram()

# La tarifas de los tickets por personas
t <- ggplot(titanic, aes(x=Fare)) +
  geom_histogram()

grid.arrange(p,r,s,t,ncol = 2)
```

```
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
## `stat_bin()` using `bins = 30`. Pick better value with `binwidth`.
```


count
Pclass
SibSp
Parch
Fare

4. Análisis de los datos.

4.1. Selección de los grupos de datos a analizar

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

Los métodos estadísticos utilizado en el análisis de supervivencia frecuentemente presentan cierta complejidad en los cálculos, esto debido a la naturaleza de las observaciones las cuales suelen presentar censura y/o truncamiento. La utilización de software estadístico para realizar dicho análisis se ha vuelto indispensable en la práctica.

Estimador de Kaplan-Meier y Fleming-Harrington

Los estimadores de Kaplan-Meier y Fleming-Harrington para la función de supervivencia es obtenido a través paquete estadístico survival mediante la función survfit(). Esta función en su forma más sencilla, solo requiere un objeto de supervivencia creado por la función Surv(). Los argumentos de la función survfit() son los siguientes:

1. formula. Un objeto fórmula y x, que debe tener un objeto Surv como variable respuesta a la izquierda del " " y, si se desea, el nombre de las covariables por la derecha. Uno de los términos puede ser un objeto estrato. Para una sola curva de supervivencia del lado derecho se coloca 1.
2. data. objeto data frame donde están los datos.
3. type. Tipo de estimador: "kaplan-meier" o "fleming-harrington".

Arboles de Decision Un Árbol de Decisión es un modelo de predicción utilizado para modelar construcciones lógicas sobre el contenido de bases de datos, para la toma decisiones en base a esas entradas, es decir, es una forma gráfica y analítica de representar todos los eventos que pueden surgir a partir de una decisión asumida en cierto momento. Estoy comenzando a comprender esta herramienta estadística, toda vez que un heterogéneo conjunto de variables condicionan los resultados clínicos de nuestros pacientes y nos pueden ayudar a entender mejor el proceso de salud enfermedad, sobre todo en el área de la patología y medicina oral.

4.2. Normalidad

Comprobación de la normalidad y homogeneidad de la varianza.

Para la comprobación de que los valores que toman nuestras variables cuantitativas provienen de una población con distribución normal, utilizaremos la prueba de normalidad de Anderson-Darling.

Con esto, comprobaremos que para que cada prueba se obtiene un p-valor superior al nivel de significación prefijado alpha = 0, 05. Si esto se cumple, entonces se considera que la variable se distribuye normalmente.

(He incluido Age y Fare, ya que después de haber hecho las correcciones pertinentes porque estas varibles son también numéricas)

```
library(nortest)
alpha = 0.05
col.names = colnames(titanic)
for (i in 1:ncol(titanic)) {
    if (i == 1) cat("Variables que no se distribuyen normalmente:\n")
    if (is.integer(titanic[,i]) | is.numeric(titanic[,i])) {
        p_val = ad.test(titanic[,i])$p.value
        if (p_val < alpha) {
            cat(col.names[i])
```

```
            # Format output
    if (i < ncol(titanic) - 1) cat(", ")
        }
    }
}
```

```
## Variables que no se distribuyen normalmente:
## PassengerId, Survived, Pclass, Age, SibSp, Parch, Fare,
```

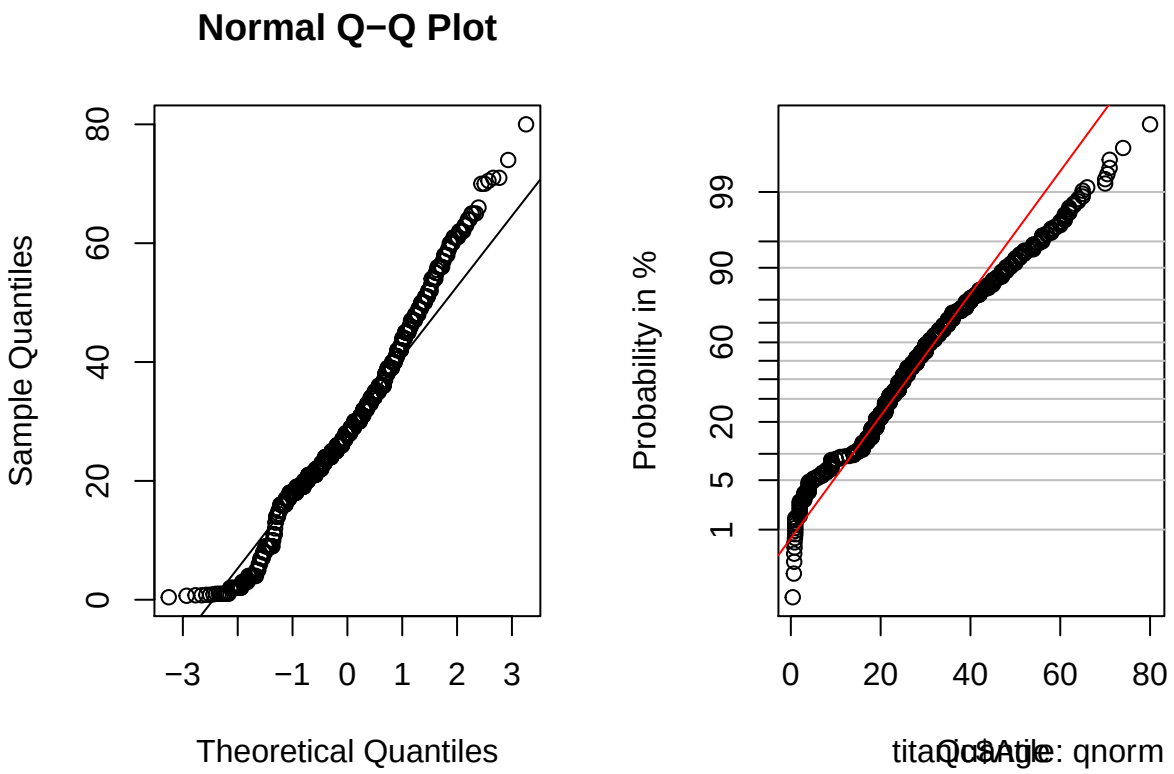
Luego se estudia la homogeneidad de varianzas mediante la aplicación del test de Fligner-Killeen. En este caso, estudiaremos esta homogeneidad en cuanto a los grupos conformados por las edades de los pasajeros que han o no sobrevivido. En el siguiente test, la hipótesis nula consiste en que ambas varianzas son iguales.

```
fligner.test(Age ~ Survived, data = titanic)
```

```
##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  Age by Survived
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 0.98606, df = 1, p-value =
## 0.3207
```

Puesto que obtenemos un p-valor superior a 0,05, aceptamos la hipótesis de que las varianzas de ambas muestras son homogéneas.

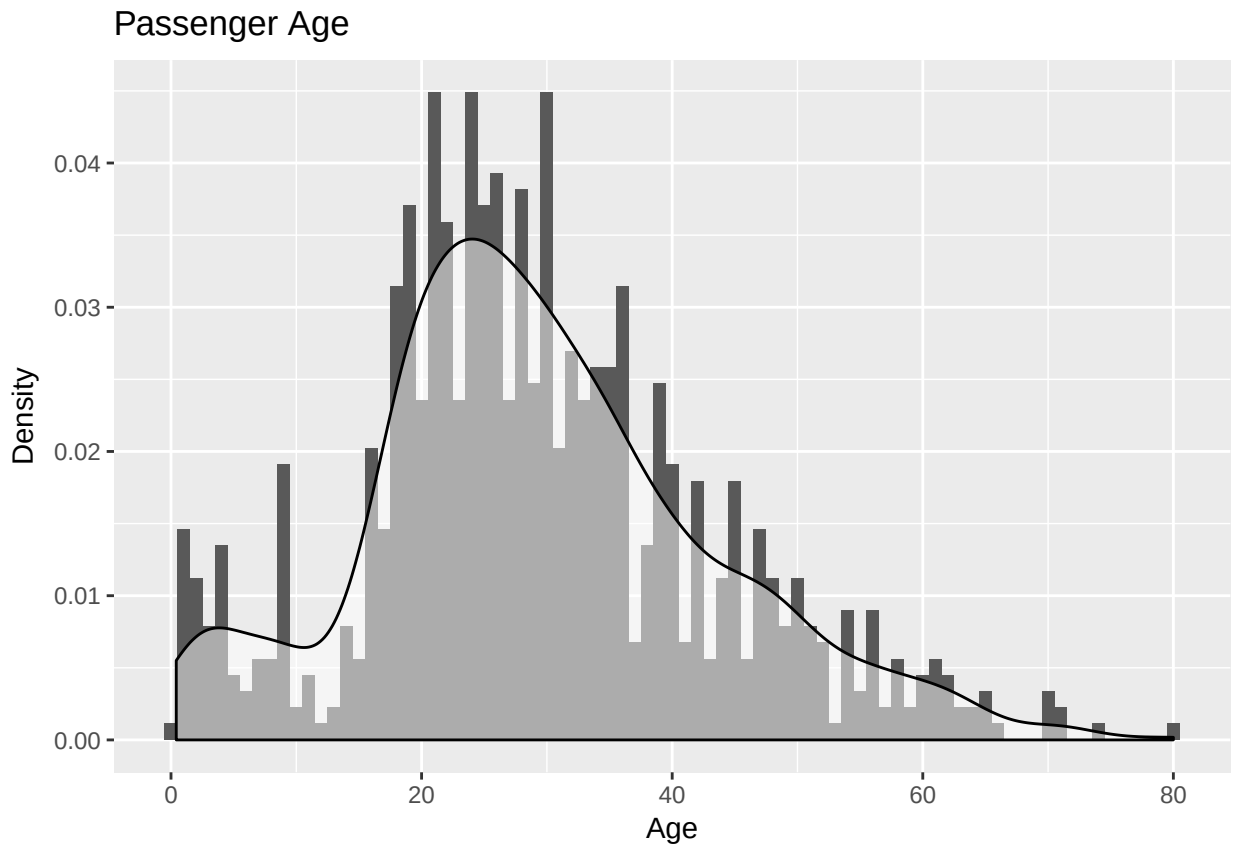
```
par(mfrow=c(1,2))
qqnorm(titanic$Age); qqline(titanic$Age)
# p-plot: you should observe a good fit of the straight line
probplot(titanic$Age, qdist=qnorm)
```



Las desviaciones de la línea recta son leves. Esto indica una distribución normal.

El histograma:

```
# Let's overlay a PDG on a histogram of age
ggplot(titanic, aes(x=Age)) +
    ggtitle("Passenger Age") +
    xlab("Age") +
    ylab("Density") +
    geom_histogram(aes(y=..density..), binwidth=1)+
    geom_density(alpha=.5, fill="#FFFFFF")
```



4.3. Pruebas Estadísticas

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.

Ahora poseemos un mejor conocimiento de los elementos y atributos de las variables, pero esta no nos dicen la manera en que se relacionan. Para ello apliacaremos un analisis de componentes principales al conjunto de datos.

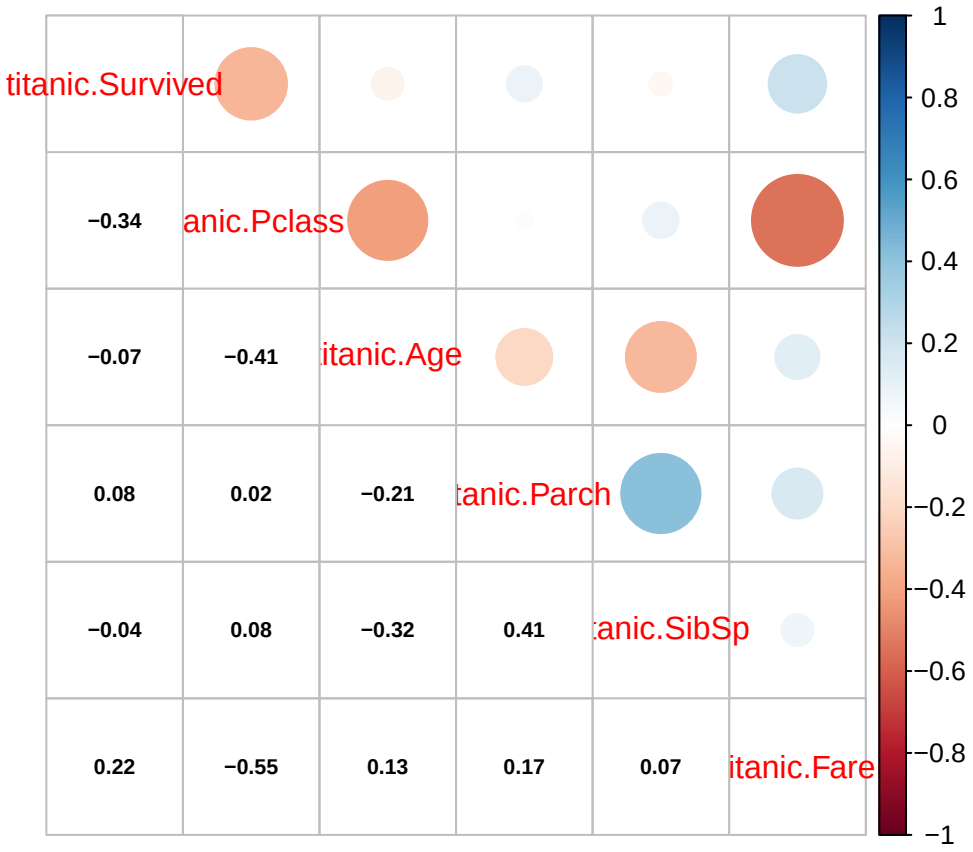
Correlación entre variables En primer lugar, procedemos a realizar un análisis de correlación entre las distintas variables para determinar cuáles de ellas ejercen una mayor influencia sobre la superviviencia. Para ello, se utilizará el coeficiente de correlación de Spearman, puesto que hemos visto que tenemos datos que no siguen una distribución normal.

```
#variables cuantitativas
cuant <- data.frame(
    titanic$Survived,titanic$Pclass,titanic$Age,titanic$Parch,titanic$SibSp,titanic$Fare)
#   Cuales varaibles parecieran tener alguna relacion entre si
M <- cor(cuant)
round(M,2)
```

```
##                 titanic.Survived titanic.Pclass titanic.Age titanic.Parch
## titanic.Survived             1.00          -0.34       -0.07          0.08
## titanic.Pclass              -0.34           1.00       -0.41          0.02
```

```
## titanic.Age                  -0.07          -0.41        1.00         -0.21
## titanic.Parch                 0.08           0.02       -0.21          1.00
## titanic.SibSp                -0.04           0.08       -0.32          0.41
## titanic.Fare                  0.22          -0.55        0.13          0.17
##                  titanic.SibSp titanic.Fare
## titanic.Survived         -0.04         0.22
## titanic.Pclass            0.08        -0.55
## titanic.Age              -0.32         0.13
## titanic.Parch             0.41         0.17
## titanic.SibSp             1.00         0.07
## titanic.Fare              0.07         1.00
```

```
#Correlación
corrplot.mixed(M, lower.col = "black", number.cex = .7)
```



Las variables Survived con Pclass y Fare estan altamente correlacionadas.

Regresión Lineal

Podría resultar útil realizar predicciones sobre la supervivencia de los pasajeros del Titanic dadas las varaibles que tenemos a nuestra disposición. Calcularé un modelo de regresión lineal utilizando regresores tanto cuantitativos como cualitativos con el que poder realizar las predicciones para predecir la supervivencia y ver el peso y sentido de cada una de las variables.

```
(gender_model <- lm(Survived~Sex, data=titanic))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Survived ~ Sex, data = titanic)
##
## Coefficients:
## (Intercept)      Sexmale
##      0.7420      -0.5531
```

```
summary(gender_model)$r.squared
```

```
## [1] 0.2952307
```

Este modelo predice que las mujeres tienen un 74.2% de supervivencia y los hombres tienen un 74.2 - 55.3 = 18.9% de probabilidad de supervivencia.

Haremos una regesión lineal con todas las variables.

```
(gender_model2 <- lm(Survived~Pclass+Sex+Age+SibSp+Parch+Fare+Embarked, data=titanic))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Survived ~ Pclass + Sex + Age + SibSp + Parch +
##     Fare + Embarked, data = titanic)
##
## Coefficients:
## (Intercept)       Pclass      Sexmale          Age        SibSp
##   1.4675856   -0.2045654   -0.4978270   -0.0069178   -0.0497387
##       Parch         Fare    EmbarkedQ    EmbarkedS
##  -0.0116240   -0.0001875   -0.0066888   -0.0670940
```

```
summary(gender_model2)$r.squared
```

```
## [1] 0.405258
```

Luego utilizando las variables que estén más correlacionadas con respecto a Survived. Así, de entre todos los modelos que tengamos, escogeremos el mejor utilizando como criterio aquel que presente un mayor coeficiente de determinación (R2).

```
(gender_model3 <- lm(Survived~Pclass+Fare, data=titanic))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Survived ~ Pclass + Fare, data = titanic)
##
## Coefficients:
## (Intercept)       Pclass         Fare
##   0.7888525   -0.1817624    0.0004469
```

```
summary(gender_model3)$r.squared
```

```
## [1] 0.1161798
```

Vemos que habian 313 mujeres y 578 hombres lo que representa un 35,13% de mujeres y un 64,87% de hombres en el conjunto de entrenamiento. Ahora relacionemos esta información con la sobrevivencia de los pasajeros y tambien la tasa de sobrevivencia de los niños.

```r
#   Con respecto al Sexo de las personas podemos ver la siguiente distribucion
table(titanic$Sex)
```

```
##
## female   male
##    314    577
```

```r
#   Siguiendo el contexto del problema examinemos el sexo de los sobrevivientes
table(titanic$Sex,titanic$Survived)
```

```
##
##            0   1
##   female  81 233
##   male   468 109
```

```r
Surv_age <- ifelse(titanic$Age<=18,"Niño","Adulto")
table(Surv_age,titanic$Survived)
```

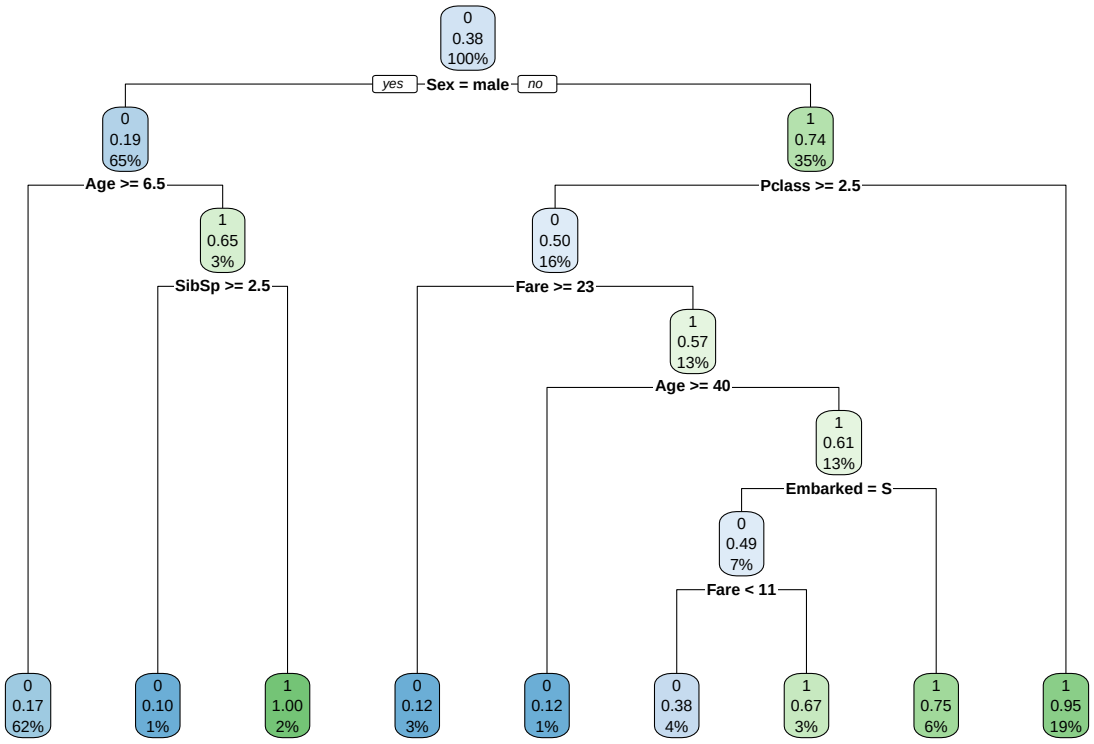
```
##
## Surv_age   0   1
##   Adulto 468 266
##   Niño    81  76
```

```r
table(Surv_age,titanic$Survived, by=titanic$Sex) # Sobrevivieron mas niñas que niños
```

```
## , , by = female
##
##
## Surv_age   0   1
##   Adulto  52 183
##   Niño    29  50
##
## , , by = male
##
##
## Surv_age   0   1
##   Adulto 416  83
##   Niño    52  26
```

Ahora comparemos usando arboles decision como metodo para generar un modelo predictivo.

```r
#   Tomamos un subconjunto de los mismos
titanic2 <- subset(titanic,select=-c(PassengerId,Name,Ticket,Cabin))
modelo_arbol <- rpart(Survived ~ ., data=titanic2,method="class")
#arbol de decisión
rpart.plot(modelo_arbol)
```




```
prediction <- predict(modelo_arbol,titanic2[,-1])
prediction <- ifelse(prediction<0.5,0,1)
matriz_conf <- table(prediction = prediction[,2], true = titanic2[,1])
matriz_conf
```

```
##           true
## prediction   0   1
##          0 519 111
##          1  30 231
```

De acuerdo a la matriz de confusión tenemos el mismo indice de acierto y de desacierto que teniamos inicialmente, con una pequeña variacion entre falsos positivos y falsos negativos.

Análisis de supervivencia

```
flex <- flexsurvreg(Surv(Age,Survived) ~ 1, data = titanic, dist = "exp")  #Ajuste exponencial
flex
```

```
## Call:
## flexsurvreg(formula = Surv(Age, Survived) ~ 1, data = titanic,
##     dist = "exp")
##
## Estimates:
##       est       L95%      U95%      se
## rate  0.013062  0.011748  0.014522  0.000706
##
## N = 891,  Events: 342,  Censored: 549
```

```
## Total time at risk: 26183.67
## Log-likelihood = -1825.624, df = 1
## AIC = 3653.247
```

```
# Guardando el Objeto Surv
titanic.surv <- Surv(titanic$Age,titanic$Survived)  #Creando objeto tipo Surv
titanic.km <- survfit(titanic.surv ~ 1, data = titanic, type = "kaplan-meier")  #Estimación Kaplan Meie
summary(titanic.km)
```

```
## Call: survfit(formula = titanic.surv ~ 1, data = titanic, type = "kaplan-meier")
##
##   time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
##   0.42    891       1    0.999 0.00112        0.997        1.000
##   0.67    890       1    0.998 0.00159        0.995        1.000
##   0.75    889       2    0.996 0.00224        0.991        1.000
##   0.83    887       2    0.993 0.00274        0.988        0.999
##   0.92    885       1    0.992 0.00296        0.986        0.998
##   1.00    884       5    0.987 0.00386        0.979        0.994
##   2.00    877       3    0.983 0.00431        0.975        0.992
##   3.00    867       5    0.977 0.00498        0.968        0.987
##   4.00    860       9    0.967 0.00598        0.956        0.979
##   5.00    848       4    0.963 0.00637        0.950        0.975
##   6.00    844       2    0.960 0.00656        0.948        0.973
##   7.00    841       1    0.959 0.00665        0.946        0.972
##   8.00    836       2    0.957 0.00683        0.944        0.970
##   9.00    831       4    0.952 0.00717        0.938        0.967
##  11.00    812       1    0.951 0.00726        0.937        0.966
##  12.00    808       1    0.950 0.00735        0.936        0.965
##  13.00    807       2    0.948 0.00751        0.933        0.963
##  14.00    805       3    0.944 0.00776        0.929        0.959
##  15.00    798       4    0.939 0.00807        0.924        0.955
##  16.00    793       6    0.932 0.00852        0.916        0.949
##  17.00    775       6    0.925 0.00895        0.908        0.943
##  18.00    762      11    0.912 0.00968        0.893        0.931
##  19.00    734      12    0.897 0.01043        0.877        0.918
##  20.00    701       5    0.890 0.01074        0.870        0.912
##  21.00    680       5    0.884 0.01106        0.862        0.906
##  22.00    640      12    0.867 0.01184        0.844        0.891
##  23.00    608       8    0.856 0.01235        0.832        0.880
##  24.00    587      19    0.828 0.01349        0.802        0.855
##  25.00    547       8    0.816 0.01396        0.789        0.844
##  26.00    514      15    0.792 0.01484        0.764        0.822
##  27.00    479      12    0.772 0.01554        0.743        0.803
##  28.00    458       7    0.761 0.01593        0.730        0.792
##  29.00    424      10    0.743 0.01653        0.711        0.776
##  30.00    402      12    0.720 0.01723        0.688        0.755
##  31.00    362       9    0.703 0.01781        0.669        0.738
##  32.00    344       9    0.684 0.01837        0.649        0.721
##  32.50    322       1    0.682 0.01843        0.647        0.719
##  33.00    320       8    0.665 0.01893        0.629        0.703
```

```
##  34.00    299       8    0.647 0.01944        0.610        0.686
##  35.00    276      13    0.617 0.02028        0.578        0.658
##  36.00    253      13    0.585 0.02106        0.545        0.628
##  37.00    225       1    0.582 0.02112        0.542        0.625
##  38.00    219       5    0.569 0.02146        0.529        0.613
##  39.00    207       8    0.547 0.02200        0.506        0.592
##  40.00    185       6    0.529 0.02244        0.487        0.575
##  41.00    168       2    0.523 0.02262        0.481        0.569
##  42.00    162       8    0.497 0.02327        0.454        0.545
##  43.00    146       1    0.494 0.02336        0.450        0.542
##  44.00    141       4    0.480 0.02372        0.436        0.529
##  45.00    131       5    0.462 0.02419        0.416        0.511
##  47.00    110       1    0.457 0.02433        0.412        0.508
##  48.00     97       7    0.424 0.02557        0.377        0.478
##  49.00     87       5    0.400 0.02633        0.352        0.455
##  50.00     80       5    0.375 0.02695        0.326        0.432
##  51.00     70       2    0.364 0.02723        0.315        0.422
##  52.00     63       3    0.347 0.02771        0.297        0.406
##  53.00     57       1    0.341 0.02788        0.290        0.400
##  54.00     56       3    0.323 0.02831        0.272        0.383
##  55.00     48       1    0.316 0.02851        0.265        0.377
##  56.00     45       2    0.302 0.02892        0.250        0.364
##  58.00     35       3    0.276 0.03005        0.223        0.342
##  60.00     28       2    0.256 0.03097        0.202        0.325
##  62.00     19       2    0.229 0.03306        0.173        0.304
##  63.00     15       2    0.199 0.03501        0.141        0.281
##  80.00      1       1    0.000     NaN           NA           NA
```

La estimación devuelve los siguientes valores:

- time : Tiempo de la observación
- n.risk : El número de sujetos en riesgo.
- n.evento : El número de sujetos que presentaron el evento.
- survival : La estimación de la función de supervivencia.
- std.err : La desviación estándar de la estimación.
- lower y upper CI* : Los intervalos de confianza para la estimación.

La función survfit() devuelve un resumen de la estimación, la información se puede acceder agregando el símbolo "$" seguido del nombre del elemento de la lista.

Una mejor manera de extraer la información es utilizando la función fortify() sobre el objeto survfit, esta función devuelve un data.frame con la información. Al tener presencia de covariables se anexa la columna llamada strata.

```
# Ahora veamos la tasa de supervivencia de las personas segun la clase con la
# que abordaron
table(titanic$Survived,titanic$Pclass)
```

```
##
##       1   2   3
##   0  80  97 372
##   1 136  87 119
```

Ciertamente, los pasajeros de primera clase tienen un indice de sobrevivencia claramente mas alto que las

otras dos clases. Los pasajeros de segunda clase tenian casi la misma proporcion de pasajeros vivos y muertos y la tercera clase esta claramente en desventaja a la hora de poder alcanzar un bote salvavidas.

Desviación estándar e Intervalos de confianza de la estimación de la función de supervivencia

Tanto como la desviación estándar y los Intervalos de confianza de la curva de supervivencia es estimada mediante la función survfit() con los siguientes argumentos:

- error: Tipo de estimación para las desviaciones, los posibles valores son "greenwood"(defecto) para la fórmula de Greenwodd o "tsiatis" para la fórmula de Tsiatis/Aalen.
- conf.type: Tipo de transformación para calcular los intervalos de confianza, "plain", "log"(defecto), *"log-log".
- conf.int: El nivel de confianza para el intervalo de confianza (.95 por defecto).

```
titanic.km <- survfit(Surv(Age,Survived) ~ 1, data = titanic, type = "kaplan-meier",
    error = "tsiatis", conf.type = "log-log", conf.int = 0.99)

summary(titanic.km)
```

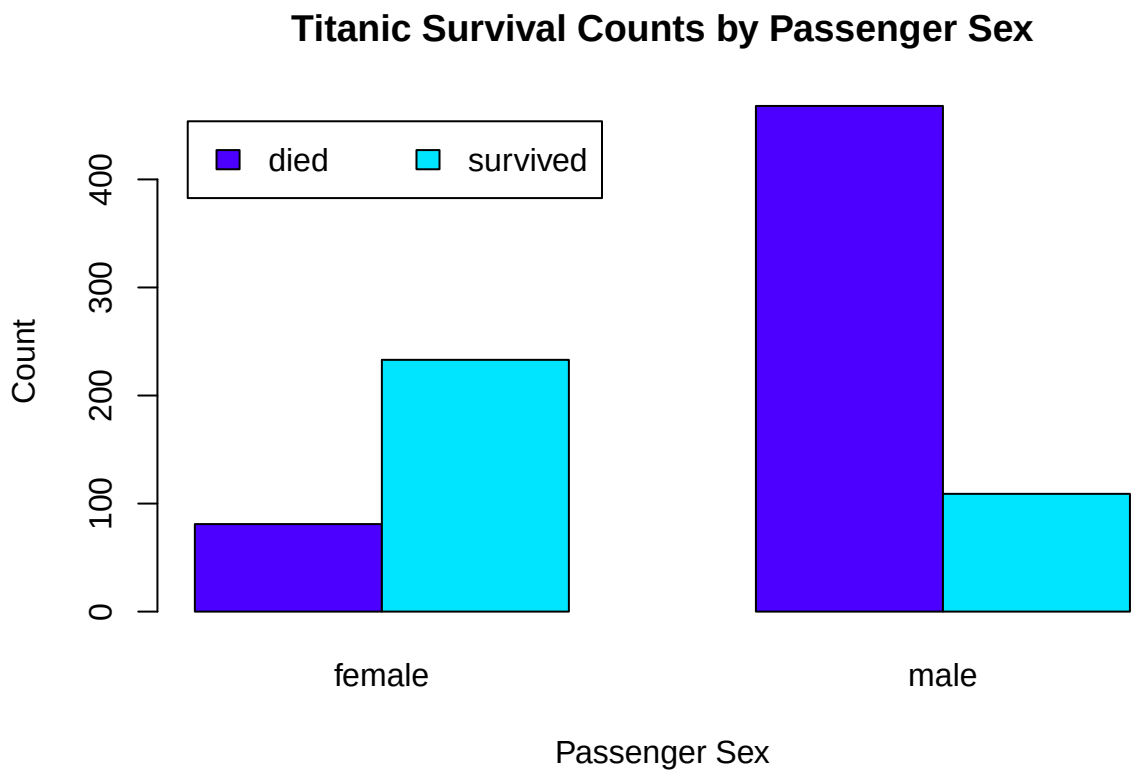
```
## Call: survfit(formula = Surv(Age, Survived) ~ 1, data = titanic, type = "kaplan-meier",
##     error = "tsiatis", conf.type = "log-log", conf.int = 0.99)
##
##   time n.risk n.event survival std.err lower 99% CI upper 99% CI
##   0.42    891       1    0.999 0.00112        0.985        1.000
##   0.67    890       1    0.998 0.00158        0.986        1.000
##   0.75    889       2    0.996 0.00224        0.984        0.999
##   0.83    887       2    0.993 0.00274        0.981        0.998
##   0.92    885       1    0.992 0.00296        0.979        0.997
##   1.00    884       5    0.987 0.00386        0.972        0.994
##   2.00    877       3    0.983 0.00430        0.968        0.991
##   3.00    867       5    0.977 0.00497        0.960        0.987
##   4.00    860       9    0.967 0.00596        0.948        0.980
##   5.00    848       4    0.963 0.00635        0.942        0.976
##   6.00    844       2    0.960 0.00654        0.940        0.974
##   7.00    841       1    0.959 0.00663        0.938        0.973
##   8.00    836       2    0.957 0.00681        0.935        0.971
##   9.00    831       4    0.952 0.00715        0.930        0.968
##  11.00    812       1    0.951 0.00724        0.929        0.967
##  12.00    808       1    0.950 0.00733        0.927        0.966
##  13.00    807       2    0.948 0.00749        0.924        0.964
##  14.00    805       3    0.944 0.00774        0.920        0.961
##  15.00    798       4    0.939 0.00805        0.915        0.957
##  16.00    793       6    0.932 0.00849        0.907        0.951
##  17.00    775       6    0.925 0.00892        0.898        0.945
##  18.00    762      11    0.912 0.00965        0.883        0.933
##  19.00    734      12    0.897 0.01039        0.867        0.921
##  20.00    701       5    0.890 0.01070        0.859        0.915
##  21.00    680       5    0.884 0.01101        0.852        0.909
##  22.00    640      12    0.867 0.01178        0.834        0.895
##  23.00    608       8    0.856 0.01229        0.821        0.885
##  24.00    587      19    0.828 0.01339        0.790        0.860
##  25.00    547       8    0.816 0.01385        0.777        0.849
```

```
##  26.00    514      15    0.792 0.01471        0.751        0.827
##  27.00    479      12    0.772 0.01539        0.730        0.809
##  28.00    458       7    0.761 0.01578        0.717        0.798
##  29.00    424      10    0.743 0.01637        0.698        0.782
##  30.00    402      12    0.720 0.01706        0.674        0.762
##  31.00    362       9    0.703 0.01762        0.655        0.745
##  32.00    344       9    0.684 0.01817        0.635        0.728
##  32.50    322       1    0.682 0.01823        0.633        0.726
##  33.00    320       8    0.665 0.01873        0.614        0.711
##  34.00    299       8    0.647 0.01923        0.595        0.694
##  35.00    276      13    0.617 0.02001        0.563        0.666
##  36.00    253      13    0.585 0.02074        0.530        0.636
##  37.00    225       1    0.582 0.02080        0.527        0.634
##  38.00    219       5    0.569 0.02114        0.513        0.622
##  39.00    207       8    0.547 0.02166        0.490        0.601
##  40.00    185       6    0.529 0.02210        0.471        0.584
##  41.00    168       2    0.523 0.02227        0.464        0.579
##  42.00    162       8    0.497 0.02288        0.437        0.555
##  43.00    146       1    0.494 0.02298        0.433        0.551
##  44.00    141       4    0.480 0.02334        0.419        0.538
##  45.00    131       5    0.462 0.02379        0.399        0.521
##  47.00    110       1    0.457 0.02394        0.395        0.518
##  48.00     97       7    0.424 0.02505        0.359        0.488
##  49.00     87       5    0.400 0.02575        0.333        0.465
##  50.00     80       5    0.375 0.02632        0.307        0.442
##  51.00     70       2    0.364 0.02660        0.296        0.432
##  52.00     63       3    0.347 0.02707        0.278        0.417
##  53.00     57       1    0.341 0.02726        0.272        0.411
##  54.00     56       3    0.323 0.02766        0.253        0.394
##  55.00     48       1    0.316 0.02787        0.246        0.388
##  56.00     45       2    0.302 0.02827        0.231        0.376
##  58.00     35       3    0.276 0.02923        0.204        0.353
##  60.00     28       2    0.256 0.03007        0.183        0.336
##  62.00     19       2    0.229 0.03186        0.153        0.315
##  63.00     15       2    0.199 0.03337        0.121        0.290
##  80.00      1       1    0.000 0.00000           NA           NA
```

5. Visualización

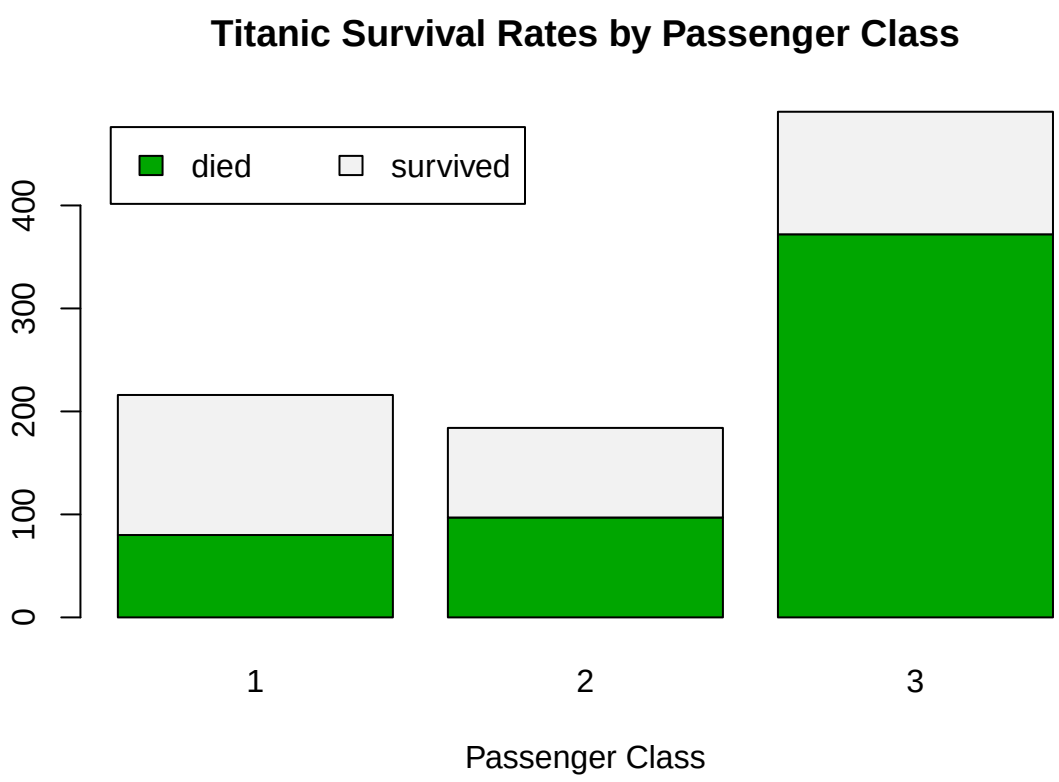
Representación de los resultados a partir de tablas y gráficas

```
counts = table(titanic$Survived, titanic$Sex)
barplot(counts,
        main = "Titanic Survival Counts by Passenger Sex",
        xlab = "Passenger Sex",
        ylab = "Count",
        col = topo.colors(2),
        beside = TRUE)

legend("topleft",
       inset =.03,
       legend = c("died", "survived"),
       fill = topo.colors(2),
       horiz = TRUE)
```




```
# STACKED BAR CHART WITH COLORS AND LEGEND
counts = table(titanic$Survived, titanic$Pclass)

# CONSTRUCT BARCHART
barplot(counts,
        main = "Titanic Survival Rates by Passenger Class",
        xlab = "Passenger Class",
```

```
        col = terrain.colors(2))

# ADD LEGEND
legend("topleft",
       inset = .03,
       legend = c("died", "survived"),
       fill = terrain.colors(2),
       horiz = TRUE)
```



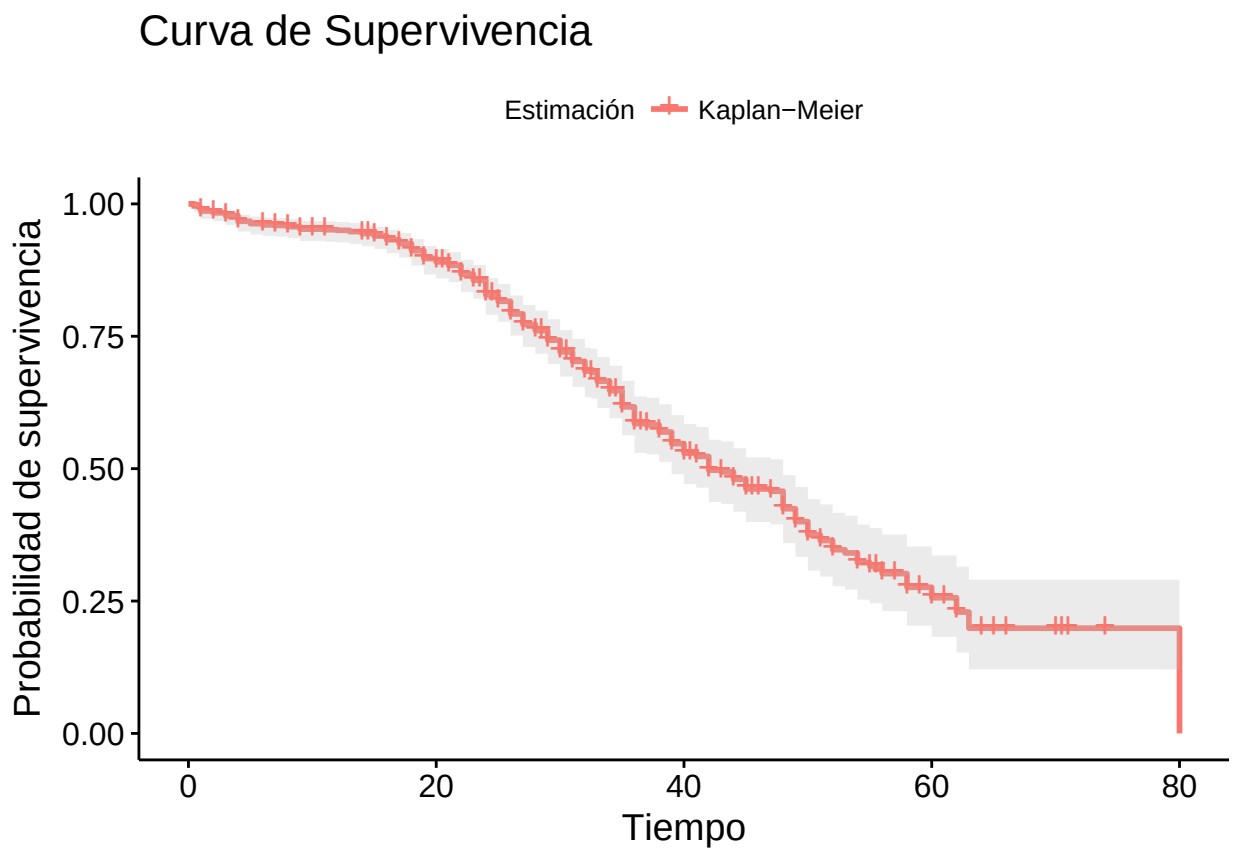
Graficación de la curva de supervivencia

La curva de supervivencia estimada se gráfica con la función ggsurvplot() de la paquetería survminer, está gráfica esta hecha utilizando la librería ggplot2 y contiene un numero grande de parámetros, por lo que solamente ilustraremos los más importantes y se recomienda revisar los demás utilizando el comando help("ggsurvplot").

- fit: Objeto tipo survfit.
- data: Un conjunto de datos utilizado para ajustar curvas de supervivencia.
- fun: Transformación de la curva de supervivencia(Opcional), las posibles opciones son: "event" para los eventos acumulados, "cumhaz" para el riesgo acumulado y "pct" para la curva de supervivencia en porcentaje.
- conf.int: Indicador para graficar los intervalos de confianza.
- title: Titulo
- xlab: Eje x
- ylab: Eje Y
- legends.lab: Vector de nombres para identificar las curvas.

- legend.title : Titulo de la leyenda.

```
ggsurvplot(fit = titanic.km, data = titanic, conf.int = T, title = "Curva de Supervivencia",
    xlab = "Tiempo", ylab = "Probabilidad de supervivencia", legend.title = "Estimación",
    legend.labs = "Kaplan-Meier")
```



Guardar fichero final

```
write.csv(titanic, file = "titanic.csv")
```

6. Resolución del problema.

- Con el análisis de correlación pude conocer cuáles de las variables inicales variables ejercen una mayor influencia para analizar/predecir la superviviencia de los pasajeros del titanic.
- Se ha hecho un preprocesamiento para manejar los casos de ceros o elementos vacíos y valores extremos (outliers). Hice una imputación de datos faltantes en las variables Age y Fare y así conservamos la totalidad de los datos y no eliminamos registros del conjunto de datos inicial.
- Los datos outliers los he conservado porque he comprobado que la variable Fare pertenece a personas que pagaron un ticket de primera clase.
- Podmemos concluir que en efecto, mas pasajeros mujeres que hombres sobrevivieron, por lo que podemos establecer una prioridad a la hora del abordaje de los botes salvavidas. Con los niños no fue tanto el caso. La proporción esta mas equilibrada casi al punto de que la la mitad de los niños y las niñas sobrevivieron, con una leve inclinacion a la proporcion en los niños.
- Con los árboles de decisión y usando los pasajeros el Titánic, obtendremos que aquellos individuos que murieron y que no murieron presentaron diferencias, y la regresión logística lo que hará será detectar estas diferencias entre el desenlace de muerte/sobrevida y entre ellas mismas. Al final la máquina nos dirá cuáles fueron las más poderosas, y el investigador podrá decir y darle un número a cada una de ellas para crear un algoritmo o regla con puntos o valores para cada variable. Por ejemplo, darle 2 puntos a ser de primera clase, 1 punto al sexo, 1 a la edad, etc.
- Como pueden notar, no existe UNO solo que sea un factor infalible a la hora de predecir sobrevida. Habrá algunos más fuertes que otros; por ejemplo, ser de primera clase es el factor más fuerte y predictor de sobrevida, aunque no es garantía (ya que murieron 4 personas, incluyendo una niña de 4 años de primera clase). Pero si eres menor de 10 años, niña, y en primera clase, tus probabilidades se irán al casi 100% de supervivencia y de que llegues a Nueva York sano y salvo.

7. Código

El código de la práctica esta implicito en cada uno de los chunck del reporte.

Referencias

Los siguientes recursos son de utilidad para la realización de la práctica:

- Megan Squire (2015). Clean Data. Packt Publishing Ltd.
- Jiawei Han, Micheine Kamber, Jian Pei (2012). Data mining: concepts and techniques. Morgan Kaufmann
- Jason W. Osborne (2010). Data Cleaning Basics: Best Practices in Dealing with Extreme Scores. Newborn and Infant Nursing Reviews; 10 (1): pp. 1527-3369
- Peter Dalgaard (2008). Introductory statistics with R. Springer Science & Business Media
- Wes McKinney (2012). Python for Data Analysis. O'Reilley Media, Inc
- Tutorial de Github "https://guides.github.com/activities/hello-world"
- Ejemplos de contrastes de hipótesis con R: " https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/65042_a1784120e81a430f9de400ed9b899b0b.html"
- Tutorial dplyr: "https://github.com/fdelaunay/tutorial-dplyr-es/blob/master/R/tutorial-dplyr.md"
- Test de Shapiro-Wilk: "https://rpro.wikispaces.com/Test+de+Shapiro-Wilk"
- Estadística descriptiva: "Introducción al análisis de datos", Àngel J. Gil Estallo
- Intervalos de confianza, Àngel J. Gil Estallo
- Contrastes de hipótesis, Carles Rovira Escofet
- Contraste de dos muestras, Josep Gibergans Bàguena