Tipologia i cicle de dades. Pràctica 2

Marcos F. Vilaboa & Joaquim Salomon

22 de mayo de 2019

Índex

---

1 Introducció

En aquesta pràctica s'elabora un cas pràctic orientat a aprendre a identificar les dades rellevants per un projecte analític i usar les eines d'integració, neteja, validació i anàlisi de les mateixes.

1.1 Competències

En aquesta pràctica es desenvolupen les següents competències del Màster de Data Science: - Capacitat d'analitzar un problema en el nivell d'abstracció adequat a cada situació i aplicar les habilitats i coneixements adquirits per abordar-lo i resoldre'l. - Capacitat per aplicar les tècniques específiques de tractament de dades (integració, transformació, neteja i validació) per al seu posterior anàlisi.

1.2 Objectius

Els objectius concrets d'aquesta pràctica són:

- Aprendre a aplicar els coneixements adquirits i la seva capacitat de resolució de problemes en entorns nous o poc coneguts dintre de contextos més amplis o multidisciplinaris.
- Saber identificar les dades rellevants i els tractaments necessaris (integració, neteja i validació) per dur a terme un projecte analític.
- Aprendre a analitzar les dades adequadament per abordar la informació continguda en les dades.
- Identificar la millor representació dels resultats per tal d'aportar conclusions sobre el problema plantejat en el procés analític.

- Actuar amb els principis ètics i legals relacionats amb la manipulació de dades en funció de l'àmbit d'aplicació.
- Desenvolupar les habilitats d'aprenentatge que els permetin continuar estudiant d'una manera que haurà de ser en gran manera autodirigida o autònoma.
- Desenvolupar la capacitat de cerca, gestió i ús d'informació i recursos en l'àmbit de la ciència de dades.

2 Resolució

2.1 Descripció del *dataset*

El conjunt de dades utilitzat en el present anàlisi s'ha extret de la web kaggle.com. Concretament s'ha utilitzat el *set* d'entrenament (train.csv) que forma part del total de dades de Titanic: Machine Learning from Disaster (https://www.kaggle.com/c/titanic/data).

2.1.1 Càrrega inicial de dades

Per tal de descriure el conjunt, realitzarem una càrrega inicial de les dades amb R:

```
titanic.original <- read.csv("../data/titanic_train.csv", header=TRUE)
str(titanic.original)
```

```
## '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       : Factor w/ 891 levels "Abbing, Mr. Anthony",..: 109 191 358 277 16 559 520 629 417 581
##  $ Sex        : Factor w/ 2 levels "female","male": 2 1 1 1 2 2 2 2 1 1 ...
##  $ Age        : num  22 38 26 35 35 NA 54 2 27 14 ...
##  $ SibSp      : int  1 1 0 1 0 0 0 3 0 1 ...
##  $ Parch      : int  0 0 0 0 0 0 0 1 2 0 ...
##  $ Ticket     : Factor w/ 681 levels "110152","110413",..: 524 597 670 50 473 276 86 396 345 133 ...
##  $ Fare       : num  7.25 71.28 7.92 53.1 8.05 ...
##  $ Cabin      : Factor w/ 148 levels "","A10","A14",..: 1 83 1 57 1 1 131 1 1 1 ...
##  $ Embarked   : Factor w/ 4 levels "","C","Q","S": 4 2 4 4 4 3 4 4 4 2 ...
```

Inicialment, el *dataset* es composa de 12 variables (columnes) amb un total de 891 observacions (registreS).

2.1.2 Descripció de les variables

La definició de cada camp és la següent:

- ***PassengerId*** (*int*): identificador únic del passatger (i de cada registre).
- ***Survived*** (*int*): si el passatger va sobreviure o no. "0" = No i "1" = Si
- ***Pclass*** (*int*): classe del bitllet d'embarcament. "1" = primera classe, "2" = segona i "3" = tercera.
- ***Name*** (*int*): nom del passatger. Inclou el títol com "Mr.", "Mrs.", "Dr.", ...
- ***Sex*** (*Factor*): gènere del passatger. "female" = dona i "male" = home.
- ***Age*** (*num*): edat.
- ***SibSp*** (*Factor*): nombre de germans i cònjuges a bord.
- ***Parch*** (*int*): nombre de pares i fills a bord.
- ***Ticket*** (*Factor*): número de tiquet.

- ***Fare*** (*num*): tarifa del passatger.
- ***Cabin*** (*Factor*): número de camarot. Consta d'una lletra que significa la coberta i el número de camarot: "A10", "C85",...
- ***Embarked*** (*Factor*): port a on el passatger va embarcar: "C" = Cherbourg, "S" = Southampton i "Q" = Queenstown

2.1.3 Importància i objectius

El Titanic es va enfonsar, durant el seu viatge inaugural el 15 d'abril de 1912, xocant amb un iceberg. Van morir 1502 passatgers i tripulants d'un total de 2224.

La raó principal d'aquest número tan important de víctimes de la tragèdia va ser la quantitat escassa de bots salvavides envers el nombre de vides a bord. Es diu que, per preferència, els nens, les dones i la classe alta tenien més possibilitats de sobreviure.

L'objectiu principal d'aquest estudi és el de conèixer si aquesta afirmació és certa. Es pretén doncs, respondre a la pregunta de quin grup de persones va tenir mes possibilitats de sobreviure i quin tipus de característiques té.

2.2 Pre-processament

2.2.1 Integració i selecció de les dades

La integració de les dades consisteix a combinar les dades de diferents fonts de dades. En aquest cas, com que ens basem en un *dataset* concret, no serà necessari integrar més fonts.

En canvi,

```
titanic <- titanic.original[,-which(names(titanic.original) %in% c("Embarked","Ticket","PassengerId"))]
```

2.2.2 Neteja de les dades

2.2.2.1 Zeros y elements buits

En primer lloc, cal comprovar que les dades no continguin elements buits o zeros. Per a fer-ho, primerament ens fixem en la primera mostra de les dades que s'ha pogut veure unes línies més amunt on es pot veure dades que equivalen a valors buits "" i també valors nul · ls representats com NA. Aleshores, anem a veure quins camps contenen aquestes dades nul · les o buides. Per a veure les dades buides executem la següent funció per veure el nombre d'atributs que contenen algun camp buit.

```
colSums(titanic=="")
```

```
## Survived   Pclass     Name      Sex      Age    SibSp    Parch     Fare
##        0        0        0        0       NA        0        0        0
##    Cabin
##      687
```

I en aquest pas es farà el mateix per a dades nul · les.

```
colSums(is.na(titanic))
```

```
## Survived   Pclass     Name      Sex      Age    SibSp    Parch     Fare
##        0        0        0        0      177        0        0        0
##    Cabin
##        0
```

Així doncs, els atributs *Cabin* i *Age* contenen dades a tractar.

Per a l'atribut *Cabin* veiem que una gran part dels valors de l'atribuit són buits o nul · ls, aleshores s'haurà de prescindir d'aquest atribuit ja que no pot aportar cap informació rellevant.

Eliminem l'atribut.

```
titanic["Cabin"] <- NULL
```

Per últim, els valors nul · ls de l'atribut *Age* els substituim per la mitjana dels valors no nul · ls:

```
titanic$Age[is.na(titanic$Age)] <- mean(titanic$Age,na.rm=T)
```

2.2.2.2 Valors extrems

A continuació creem una funció per a trobar els valors extrems dins dels atributs numèrics i una altra per esobrrar-los en cas que sigui necessari. En aquest cas concret en tenim quatre: *Age*, *SibSp*, *Parch* i *Fare*

```
seeOutlierValues <- function(dataset,arrayToCheck) {
  mean <- mean(arrayToCheck)
  standardDev <- sd(mean(arrayToCheck))
  min_value <- mean(arrayToCheck)-3*sd(arrayToCheck)
  max_value <- mean(arrayToCheck)+3*sd(arrayToCheck)
  newDatasetWOutliers <- dataset[(arrayToCheck<=min_value | arrayToCheck>=max_value),]
  outliers_count <- nrow(dataset)-nrow(newDatasetWOutliers)
  return (newDatasetWOutliers)
}

removeOutlierValues <- function(dataset,arrayToCheck) {
  mean <- mean(arrayToCheck)
  standardDev <- sd(mean(arrayToCheck))
  min_value <- mean(arrayToCheck)-3*sd(arrayToCheck)
  max_value <- mean(arrayToCheck)+3*sd(arrayToCheck)
  newDatasetWoOutliers <- dataset[(arrayToCheck>=min_value & arrayToCheck<=max_value),]
  outliers_count <- nrow(dataset)-nrow(newDatasetWoOutliers)
  cat("From", deparse(substitute(arrayToCheck)), outliers_count, "skipped tuples", "\n\n")
  return (newDatasetWoOutliers)
}
```

Primerament, es miren els outliers per a cada variable i després de fer una valoració es decideix borrar-los o mantenir-los.

En el case de *Fare* com es pot veure a continuació els outliers, considerant outliers els valors que estan a més de tres desviacions estàndard de la mitja, no són discordants. Per tant, no es veu la necessitat d'esborrar-los.

```
seeOutlierValues(titanic, titanic$Fare)
```

```
##     Survived Pclass                                              Name
## 28         0      1                           Fortune, Mr. Charles Alexander
## 89         1      1                               Fortune, Miss. Mabel Helen
## 119        0      1                                 Baxter, Mr. Quigg Edmond
## 259        1      1                                         Ward, Miss. Anna
## 300        1      1       Baxter, Mrs. James (Helene DeLaudeniere Chaput)
## 312        1      1                               Ryerson, Miss. Emily Borie
## 342        1      1                           Fortune, Miss. Alice Elizabeth
## 378        0      1                                Widener, Mr. Harry Elkins
## 381        1      1                                    Bidois, Miss. Rosalie
## 439        0      1                                        Fortune, Mr. Mark
## 528        0      1                                     Farthing, Mr. John
## 558        0      1                                    Robbins, Mr. Victor
## 680        1      1                     Cardeza, Mr. Thomas Drake Martinez
## 690        1      1                      Madill, Miss. Georgette Alexandra
## 701        1      1     Astor, Mrs. John Jacob (Madeleine Talmadge Force)
```

```
## 717        1      1                         Endres, Miss. Caroline Louise
## 731        1      1                         Allen, Miss. Elisabeth Walton
## 738        1      1                                Lesurer, Mr. Gustave J
## 743        1      1                   Ryerson, Miss. Susan Parker "Suzette"
## 780        1      1 Robert, Mrs. Edward Scott (Elisabeth Walton McMillan)
##        Sex      Age SibSp Parch     Fare
## 28    male 19.00000     3     2 263.0000
## 89  female 23.00000     3     2 263.0000
## 119   male 24.00000     0     1 247.5208
## 259 female 35.00000     0     0 512.3292
## 300 female 50.00000     0     1 247.5208
## 312 female 18.00000     2     2 262.3750
## 342 female 24.00000     3     2 263.0000
## 378   male 27.00000     0     2 211.5000
## 381 female 42.00000     0     0 227.5250
## 439   male 64.00000     1     4 263.0000
## 528   male 29.69912     0     0 221.7792
## 558   male 29.69912     0     0 227.5250
## 680   male 36.00000     0     1 512.3292
## 690 female 15.00000     0     1 211.3375
## 701 female 18.00000     1     0 227.5250
## 717 female 38.00000     0     0 227.5250
## 731 female 29.00000     0     0 211.3375
## 738   male 35.00000     0     0 512.3292
## 743 female 21.00000     2     2 262.3750
## 780 female 43.00000     0     1 211.3375
```

Per les variables *SibSP* i *Parch* es decideix unir les variables, ja que tots fan referència a familia abord del vaixell. Aleshores, amb la variable conjunta es miren els outliers i es considera que tampoc són discordants ja que les famílies de mida més petita són les que tenen algun component que sobreviu.

```
titanic$Family_size <- titanic$SibSp + titanic$Parch
seeOutlierValues(titanic, titanic$Family_size)
```

```
##     Survived Pclass
## 14         0      3
## 26         1      3
## 60         0      3
## 69         1      3
## 72         0      3
## 120        0      3
## 160        0      3
## 181        0      3
## 183        0      3
## 202        0      3
## 234        1      3
## 262        1      3
## 325        0      3
## 387        0      3
## 481        0      3
## 542        0      3
## 543        0      3
## 611        0      3
## 679        0      3
## 684        0      3
```

```
## 793        0      3
## 814        0      3
## 847        0      3
## 851        0      3
## 864        0      3
##                                                      Name    Sex
## 14                                 Andersson, Mr. Anders Johan   male
## 26  Asplund, Mrs. Carl Oscar (Selma Augusta Emilia Johansson) female
## 60                           Goodwin, Master. William Frederick   male
## 69                              Andersson, Miss. Erna Alexandra female
## 72                                   Goodwin, Miss. Lillian Amy female
## 120                           Andersson, Miss. Ellis Anna Maria female
## 160                                  Sage, Master. Thomas Henry   male
## 181                              Sage, Miss. Constance Gladys female
## 183                       Asplund, Master. Clarence Gustaf Hugo   male
## 202                                    Sage, Mr. Frederick   male
## 234                              Asplund, Miss. Lillian Gertrud female
## 262                           Asplund, Master. Edvin Rojj Felix   male
## 325                                  Sage, Mr. George John Jr   male
## 387                             Goodwin, Master. Sidney Leonard   male
## 481                              Goodwin, Master. Harold Victor   male
## 542                         Andersson, Miss. Ingeborg Constanzia female
## 543                            Andersson, Miss. Sigrid Elisabeth female
## 611 Andersson, Mrs. Anders Johan (Alfrida Konstantia Brogren) female
## 679                      Goodwin, Mrs. Frederick (Augusta Tyler) female
## 684                                  Goodwin, Mr. Charles Edward   male
## 793                                      Sage, Miss. Stella Anna female
## 814                           Andersson, Miss. Ebba Iris Alfrida female
## 847                                  Sage, Mr. Douglas Bullen   male
## 851                      Andersson, Master. Sigvard Harald Elias   male
## 864                            Sage, Miss. Dorothy Edith "Dolly" female
##          Age SibSp Parch    Fare Family_size
## 14  39.00000     1     5 31.2750           6
## 26  38.00000     1     5 31.3875           6
## 60  11.00000     5     2 46.9000           7
## 69  17.00000     4     2  7.9250           6
## 72  16.00000     5     2 46.9000           7
## 120  2.00000     4     2 31.2750           6
## 160 29.69912     8     2 69.5500          10
## 181 29.69912     8     2 69.5500          10
## 183  9.00000     4     2 31.3875           6
## 202 29.69912     8     2 69.5500          10
## 234  5.00000     4     2 31.3875           6
## 262  3.00000     4     2 31.3875           6
## 325 29.69912     8     2 69.5500          10
## 387  1.00000     5     2 46.9000           7
## 481  9.00000     5     2 46.9000           7
## 542  9.00000     4     2 31.2750           6
## 543 11.00000     4     2 31.2750           6
## 611 39.00000     1     5 31.2750           6
## 679 43.00000     1     6 46.9000           7
## 684 14.00000     5     2 46.9000           7
## 793 29.69912     8     2 69.5500          10
## 814  6.00000     4     2 31.2750           6
```

```
## 847 29.69912     8     2 69.5500          10
## 851  4.00000     4     2 31.2750           6
## 864 29.69912     8     2 69.5500          10
```

Descartem els atributs origen:

```
titanic["SibSp"] <- NULL
titanic["Parch"] <- NULL
```

I per últim, a la variable *Age*, si que es decideixen suprimir els outliers ja que precissament la persona més gran és la que sobreviu i això pot comportar a errors d'anàlisis.

```
seeOutlierValues(titanic, titanic$Age)
```

```
##     Survived Pclass                                    Name  Sex  Age    Fare
## 97         0      1              Goldschmidt, Mr. George B male 71.0 34.6542
## 117        0      3                   Connors, Mr. Patrick male 70.5  7.7500
## 494        0      1                Artagaveytia, Mr. Ramon male 71.0 49.5042
## 631        1      1 Barkworth, Mr. Algernon Henry Wilson male 80.0 30.0000
## 673        0      2            Mitchell, Mr. Henry Michael male 70.0 10.5000
## 746        0      1           Crosby, Capt. Edward Gifford male 70.0 71.0000
## 852        0      3                    Svensson, Mr. Johan male 74.0  7.7750
##     Family_size
## 97            0
## 117           0
## 494           0
## 631           0
## 673           0
## 746           2
## 852           0
```

```
titanic <- removeOutlierValues(titanic, titanic$Age)
```

```
## From titanic$Age 7 skipped tuples
```

2.2.2.3 Transformació de les variables

En aquest cas, l'atribut *Name* pot tenir algun valor, ja que en aquesta s'hi pot trobar el títol de la persona. Així, es decideix extreure aquest títol del nom

```
titanic$Title <- as.factor(gsub('(.*, )|(\\..*)', '', titanic$Name))
```

i conservar només el nou atribut *Title* derivat de *Name*.

```
titanic["Name"] <- NULL #La variable Name ja no té cap valor
```

S'unifiquen valors per reduir la grandària del grup

```
library(dplyr)
```

```
## Warning: package 'dplyr' was built under R version 3.5.3
```

```
##
## Attaching package: 'dplyr'
```

```
## The following objects are masked from 'package:stats':
##
##     filter, lag
```

```
## The following objects are masked from 'package:base':
##
```

```
##     intersect, setdiff, setequal, union
```

```
levels(titanic$Title)
```

```
##  [1] "Col"          "Don"          "Dr"           "Jonkheer"
##  [5] "Lady"         "Major"        "Master"       "Miss"
##  [9] "Mlle"         "Mme"          "Mr"           "Mrs"
## [13] "Ms"           "Rev"          "Sir"          "the Countess"
```

```
titles_lookup <- data.frame(Title = c("Capt", "Col", "Don", "Dr", "Jonkheer", "Major", "Rev", "Sir",
                                      "Mr", "Master",
                                      "Lady", "Mlle", "Mme", "Ms", "the Countess",
                                      "Mrs", "Miss"),
                            New.Title = c(rep("Noble male", 8),
                                          "Mr", "Master",
                                          rep("Noble female", 5),
                                          "Mrs", "Miss"),
                            stringsAsFactors = FALSE)
```

S'inclouen en el dataset

```
titanic <- titanic %>%
  left_join(titles_lookup, by = "Title")
```

```
## Warning: Column `Title` joining factor and character vector, coercing into
## character vector
```

```
titanic <- titanic %>%
  mutate(Title = New.Title) %>%
  select(-New.Title)
```

i es visualitzen possibles errors de sexe en el títol

```
titanic %>%
  filter((Sex == "female" & (Title == "Noble male" | Title == "Mr" | Title == "Master") |
            (Sex == "male" & (Title == "Noble female" | Title == "Mrs" | Title == "Miss"))))
```

```
##   Survived Pclass    Sex Age    Fare Family_size      Title
## 1        1      1 female  49 25.9292           0 Noble male
```

Com es pot veure, ha detectat una dona com a *Noble male* i la corregim:

```
titanic <- titanic %>%
  mutate(Title=replace(Title, (Sex == "female" & (Title == "Noble male")), "Noble female"))
```

Per finalitzar, caldrà transformar les variables categòriques en factors per poder tractar-les més fàcilment en l'anàlisis

```
titanic$Survived <- as.factor(titanic$Survived)
titanic$Pclass <- as.factor(titanic$Pclass)
titanic$Title <- as.factor(titanic$Title)
```

2.2.3 Exportació de les dades preprocessades

Un cop transformat el dataset s'exporta en un ".csv"

```
write.csv(titanic, "../data/titanic_train_transformed.csv")
```

2.3 Anàlisi de les dades

2.3.1 Selecció dels grups de dades

Primer de tot, i com que *Survived* és la variable de classe i, com a tal de tipus factor, però per als següents càlculs la farem servir com a referència numèrica, la passarem a tipus *integer*.

```
#Es resta 1 al convertir-lo a integer ja que els valors passen a ser 1 i 2 al transformar-lo
titanic$Survived <- as.integer(titanic$Survived)-1
```

En aquesta secció es preparen els grups dividint-los segons els valors dels diferents atributs i amb la funció *seeGroupStatics* (creada a continuació) es podrà fer una primer anàlisis.

```
seeGroupStatics <- function(resultArray, categoricalArray){
  aggregate(resultArray, list(categoricalArray), FUN = function(x) c(mean = mean(x), count = length(x) )
}
```

Una de les agrupacions és a partir de la variable *Pclass* a on podem categoritzar els passatgers segons si van embarcar amb 1a, 2a o 3a classe.

```
levels(titanic$Pclass)
```

```
## [1] "1" "2" "3"
```

```
seeGroupStatics(titanic$Survived, titanic$Pclass)
```

```
##   Group.1      x.mean     x.count
## 1       1   0.6367925 212.0000000
## 2       2   0.4754098 183.0000000
## 3       3   0.2433538 489.0000000
```

```
t_pclass_1 <- titanic %>% filter(Pclass == "1")
t_pclass_2 <- titanic %>% filter(Pclass == "2")
t_pclass_3 <- titanic %>% filter(Pclass == "3")
```

La següent es *Title*

```
levels(titanic$Title)
```

```
## [1] "Master"       "Miss"         "Mr"           "Mrs"
## [5] "Noble female" "Noble male"
```

```
seeGroupStatics(titanic$Survived, titanic$Title)
```

```
##        Group.1      x.mean     x.count
## 1       Master   0.5750000  40.0000000
## 2         Miss   0.6978022 182.0000000
## 3           Mr   0.1565558 511.0000000
## 4          Mrs   0.7920000 125.0000000
## 5 Noble female   1.0000000   7.0000000
## 6   Noble male   0.2631579  19.0000000
```

```
t_title_Master <- titanic %>% filter(Title == "Master")
t_title_Miss <- titanic %>% filter(Title == "Miss")
t_title_Mr <- titanic %>% filter(Title == "Mr")
t_title_Mrs <- titanic %>% filter(Title == "Mrs")
t_title_Noble_female <- titanic %>% filter(Title == "Noble female")
t_title_Noble_male <- titanic %>% filter(Title == "Noble male")
```

Per *Sex*:

```r
levels(titanic$Sex)
```

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

```r
seeGroupStatics(titanic$Survived, titanic$Sex)
```

```
##   Group.1      x.mean     x.count
## 1  female   0.7420382 314.0000000
## 2    male   0.1894737 570.0000000
```

```r
t_sex_male <- titanic %>% filter(Sex == "male")
t_sex_female <- titanic %>% filter(Sex == "female")
```

A *Age* els agrupem en les categoríes *Youth*, *Young Adult*, *Adult* i *Senior*, segons si tenen de 0 a 15 anys, de 16 a 35, de 36 a 50 i de 51 a 70 respectivament.

```r
max(titanic$Age)
```

```
## [1] 66
```

```r
titanic$AgeCategorical<-cut(titanic$Age, seq(0,70,5))
seeGroupStatics(titanic$Survived, titanic$AgeCategorical)
```

```
##    Group.1      x.mean     x.count
## 1    (0,5]   0.7045455  44.0000000
## 2   (5,10]   0.3500000  20.0000000
## 3  (10,15]   0.5789474  19.0000000
## 4  (15,20]   0.3437500  96.0000000
## 5  (20,25]   0.3442623 122.0000000
## 6  (25,30]   0.3298246 285.0000000
## 7  (30,35]   0.4659091  88.0000000
## 8  (35,40]   0.4179104  67.0000000
## 9  (40,45]   0.3617021  47.0000000
## 10 (45,50]   0.4102564  39.0000000
## 11 (50,55]   0.4166667  24.0000000
## 12 (55,60]   0.3888889  18.0000000
## 13 (60,65]   0.2857143  14.0000000
## 14 (65,70]   0.0000000   1.0000000
```

```r
titanic$AgeCategorical <- cut(titanic$Age, breaks=c(0, 15, 35, 50, 70), labels=c("Youth","Young Adult",
seeGroupStatics(titanic$Survived, titanic$AgeCategorical)
```

```
##       Group.1      x.mean     x.count
## 1       Youth   0.5903614  83.0000000
## 2 Young Adult   0.3553299 591.0000000
## 3       Adult   0.3986928 153.0000000
## 4      Senior   0.3684211  57.0000000
```

```r
t_age_youth <- titanic %>% filter(AgeCategorical == "Youth")
t_age_youngAdult <- titanic %>% filter(AgeCategorical == "Young Adult")
t_age_adult <- titanic %>% filter(AgeCategorical == "Adult")
t_age_senior <- titanic %>% filter(AgeCategorical == "Senior")
```

2.3.2 Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància

2.3.2.1 Normalitat

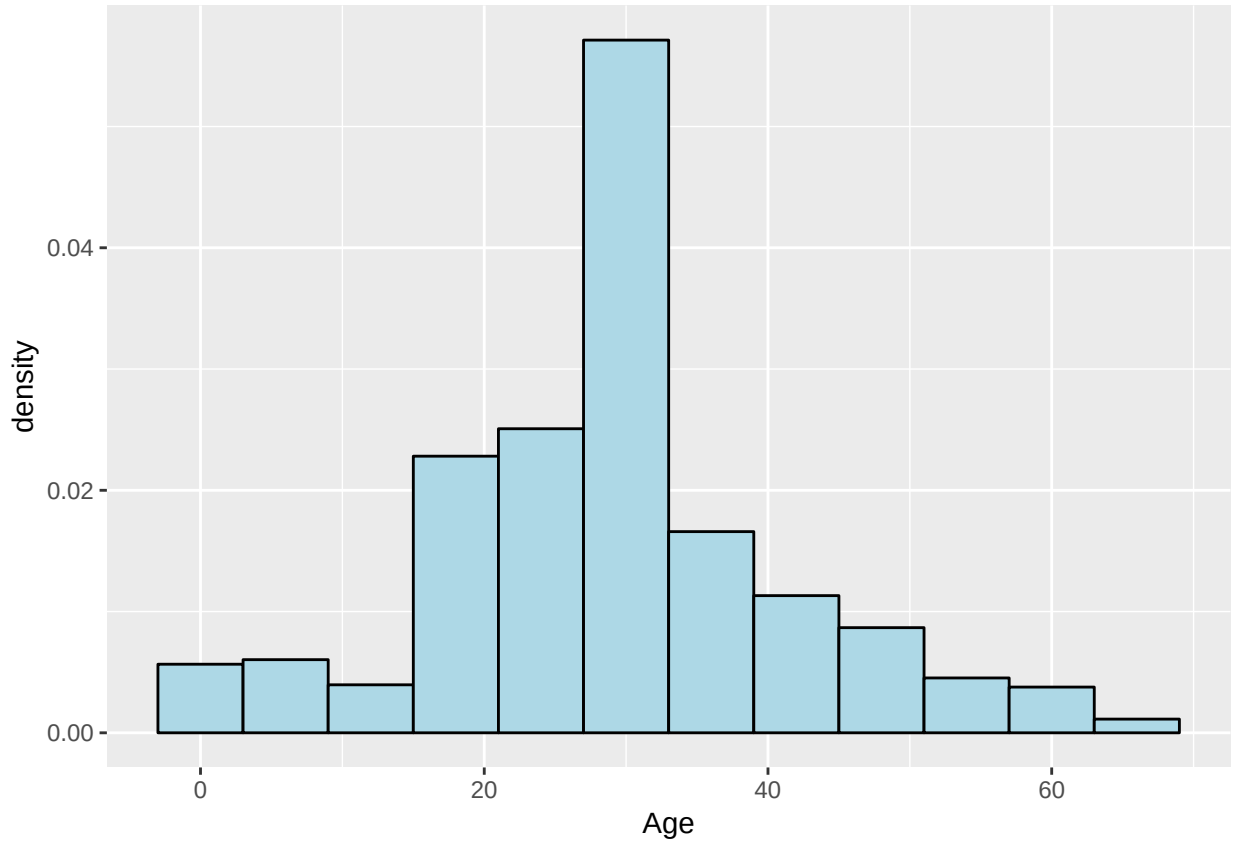
Comprovar si les dades segueixen una distribució normal es pot realitzar de diverses maneres. Es pot comprovar gràficament si segueix una corba en forma de campana. Es a dir la probabilitat d'obtenir una observació

serà més alta al centre de la corba mentres que disminueix a mesura que ens allunyem del mig. Farem servir la llibreria *ggplot2* per visualitzar l'histograma de les variables numèriques. Per exemple, per al cas de la variable *Age*:

```
library(ggplot2)
```

```
## Warning: package 'ggplot2' was built under R version 3.5.3
```

```
### See normality of 'Age' by plot
ggplot(titanic, aes(x=Age)) +
  geom_histogram(aes(y=..density..), binwidth = 6, colour="black", fill="lightblue")
```



A simple vista, sembla seguir una distribució normal.

Una altra manera de descriure la seva normalitat és pels paràmetres mitjana i desviació estàndard. Molts algoritmes de prova de la normalitat supòsen que les dades s'adapten a la distribució de probabilitat normal mitjançant la desviació estàndard i la mitjana. Aquestes proves, denominades paramètriques, les podem trobar als test *Kolmogorov-Smirnov* o *Shapiro-Wilk*. Assumeixen la hipòtesi nul·la de que les dades es distribueixen normalment. Si el *p-valor* es més baix al nivell de significància (assumirem $\alpha = 0.05$) es rebutja la hipòtesi nul·la i s'assumeix que la població no segueix una distribució normal.

En el cas de *Age*:

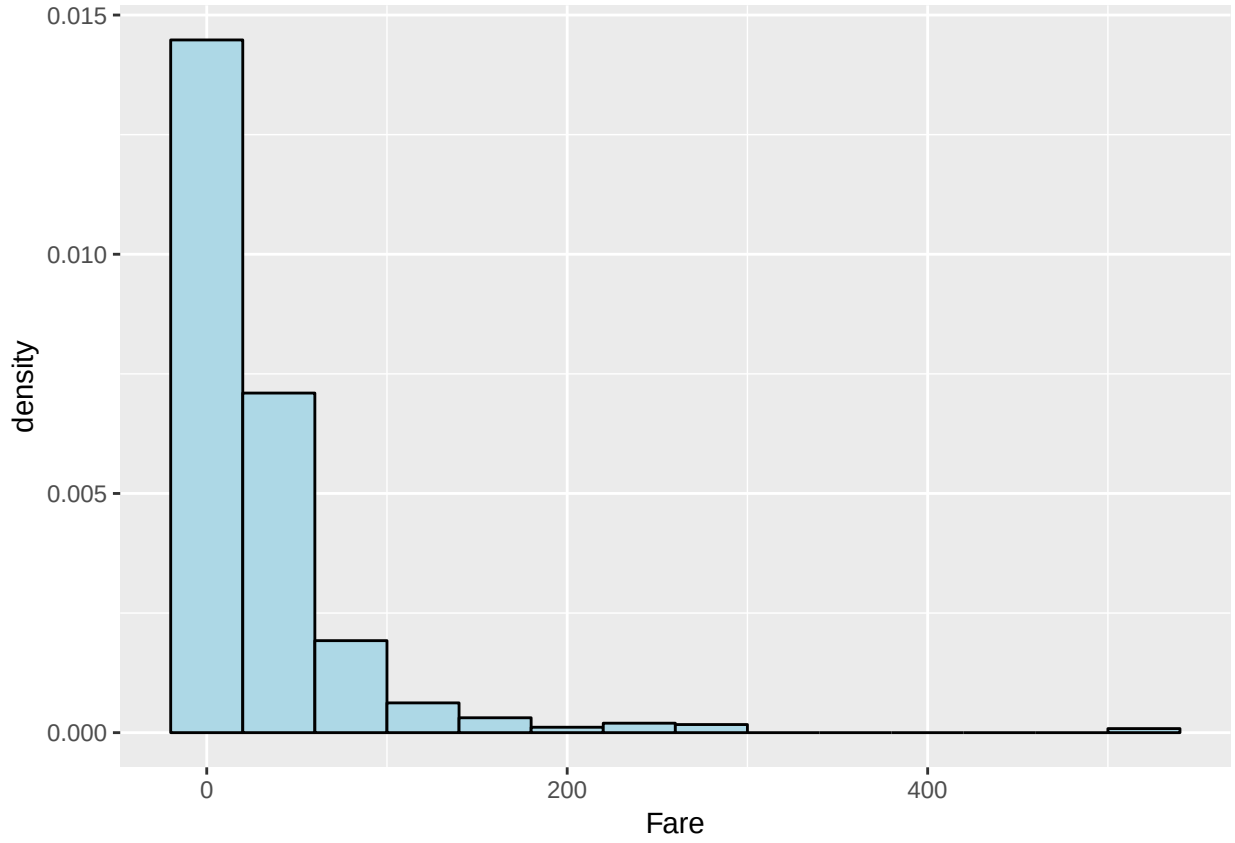
```
shapiro.test(titanic$Age)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  titanic$Age
## W = 0.96369, p-value = 5.094e-14
```

Resulta en ditribució no normal. El *p-valor* és 5.094e-14, molt inferior al nivell de significància.

Provarem amb la variable *Fare*. Primer gràficament:

```
ggplot(titanic, aes(x=Fare)) +
  geom_histogram(aes(y=..density..), binwidth = 40, colour="black", fill="lightblue")
```



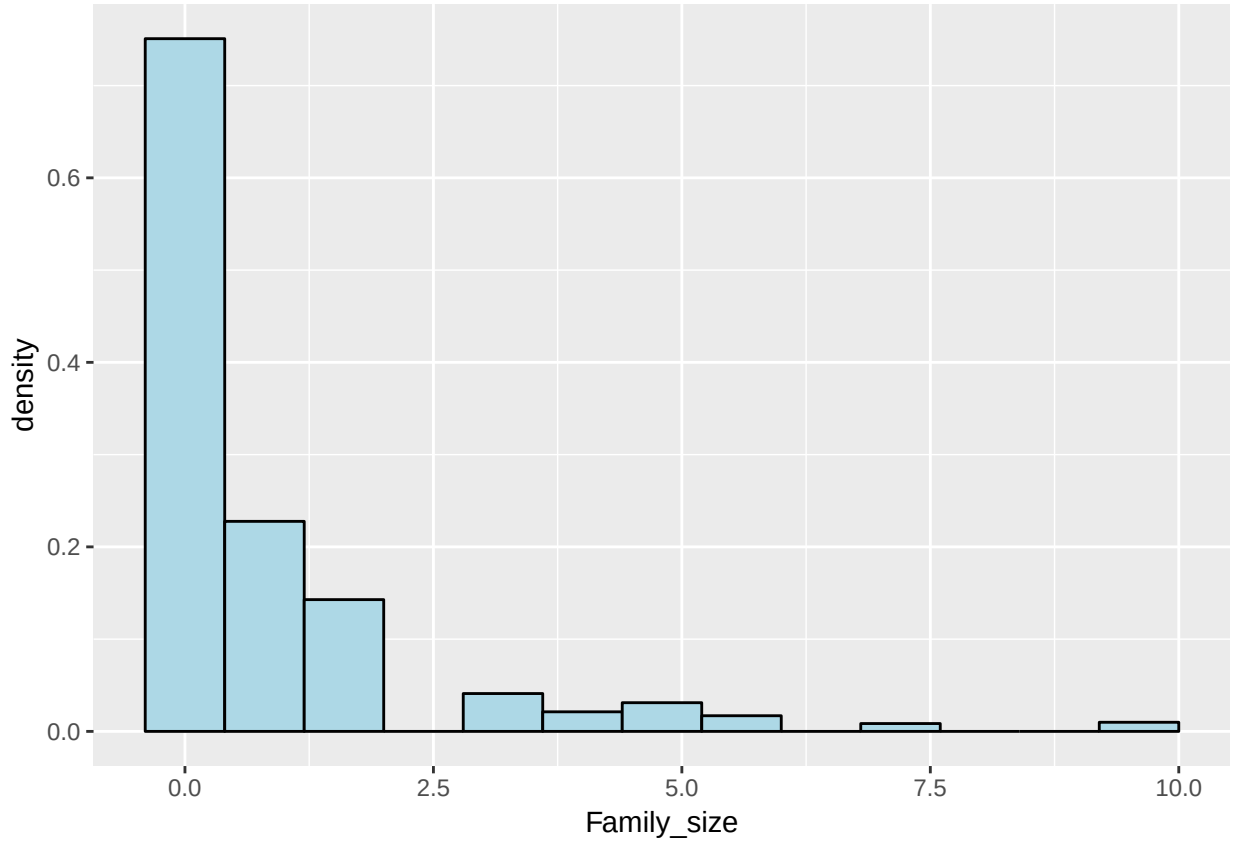
Es tracta d'una distribució no normal de cua a la dreta. Ho comprovem amb *Shapiro-Wilk*:

```
shapiro.test(titanic$Fare)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  titanic$Fare
## W = 0.52118, p-value < 2.2e-16
```

Per últim, revisarem l'atribut *Family Size*:

```
ggplot(titanic, aes(x=Family_size)) +
  geom_histogram(aes(y=..density..), binwidth = 0.8, colour="black", fill="lightblue")
```



Tornem a tenir una distribució no normal de cua a la dreta. Revisem-ho amb el test:

```
shapiro.test(titanic$Family_size)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  titanic$Family_size
## W = 0.61634, p-value < 2.2e-16
```

2.3.2.2 Homogeneïtat

Bàsicament, la homogeneitat es tracta de la igualtat de variances entre els grups a comparar. Els algoritmes poden ser el test de *Levene* si les dades segueixen una distribució normal o bé el test no paramètric de *Fligner-Killeen* en cas de no normalitat en la mostra. Anàlogament al cas dels tests de normalitat, s'assumeix la hipòtesi nul · la amb un nivell de significància $\alpha = 0.05$ i, si el *p-valor* es superior a aquesta, indicarà que les variances entre els grups son iguales i, per tant, homogènies.

Degut als resultats de les proves de normalitat, s'utilitzarà el test *Fligner-Killeen*.

Per *Age*:

```
library(car)
```

```
## Warning: package 'car' was built under R version 3.5.3
```

```
## Loading required package: carData
```

```
## Warning: package 'carData' was built under R version 3.5.1
```

```
##
```

```
## Attaching package: 'car'

## The following object is masked from 'package:dplyr':
##
##     recode
```

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

```
##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  as.integer(Survived) by Age
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 71.281, df = 83, p-value = 0.817
```

Es comprova que el *p-valor* és superior al nivell de significància i, per tant, acceptem la hipòtesi nul · la significant que ambdues mostres són homogènies.

Per a *Fare*:

```
fligner.test(as.integer(Survived) ~ Fare, data = titanic)
```

```
##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  as.integer(Survived) by Fare
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 255.32, df = 246, p-value =
## 0.3282
```

També son homogènies.

Per últim, *Family-size*:

```
fligner.test(as.integer(Survived) ~ Family_size, data = titanic)
```

```
##
##  Fligner-Killeen test of homogeneity of variances
##
## data:  as.integer(Survived) by Family_size
## Fligner-Killeen:med chi-squared = 26.365, df = 8, p-value =
## 0.0009094
```

El *p-valor* 0.0009094, menor al nivell de significància, rebutja la hipòtesi nul · la indicant variances estadísticament diferents (hetergoneïtat).

2.3.3 Aplicació de proves estadístiques

TO-DO: En funció de les dades i de l'objectiu de l'estudi, aplicar proves de contrast d'hipòtesis, correlacions, regressions, etc. Aplicar almenys tres mètodes d'anàlisi diferents.

2.3.3.1 Correlacions

Primerament es volen trobar les variables més rellevants i per a fer-ho es compararan totes les variables del nostre dataset amb *Survived* que és la variable objectiu. Per a fer-ho, s'utilitzarà el Pearson's Chi-squared del qual agafant el _valor de *p.value* podrem saber si les variables tenen una correlació si és menor de 0.05. En aquest cas ens interessen les variables més correlacionadas amb *Survived* ja que seran les que ens podran explicar millor si aquell individu va o no sobreviure.

```
for (i in colnames(titanic)[2:8]){
  pvalue = chisq.test(titanic[i], titanic$Survived)$p.value
  cat("Pvalue for", i, "vs Survived =", pvalue)
```

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

```
## Pvalue for Pclass vs Survived = 2.092646e-23
## Pvalue for Sex vs Survived = 3.517646e-58
```

```
## Warning in chisq.test(titanic[i], titanic$Survived): Chi-squared
## approximation may be incorrect
```

```
## Pvalue for Age vs Survived = 0.03288862
```

```
## Warning in chisq.test(titanic[i], titanic$Survived): Chi-squared
## approximation may be incorrect
```

```
## Pvalue for Fare vs Survived = 9.710544e-12
```

```
## Warning in chisq.test(titanic[i], titanic$Survived): Chi-squared
## approximation may be incorrect
```

```
## Pvalue for Family_size vs Survived = 3.703918e-14
```

```
## Warning in chisq.test(titanic[i], titanic$Survived): Chi-squared
## approximation may be incorrect
```

```
## Pvalue for Title vs Survived = 2.444076e-61
## Pvalue for AgeCategorical vs Survived = 0.0006571085
```

On es pot veure que les variables més correlacionadas són *Sex*, *PClass*, i *Title*.

I ara és interessant veure la correlació entre aquestes tres variables

```
ps = chisq.test(titanic$Pclass, titanic$Sex)$p.value
pt = chisq.test(titanic$Pclass, titanic$Title)$p.value
```

```
## Warning in chisq.test(titanic$Pclass, titanic$Title): Chi-squared
## approximation may be incorrect
```

```
st = chisq.test(titanic$Sex, titanic$Title)$p.value
```

```
## Warning in chisq.test(titanic$Sex, titanic$Title): Chi-squared
## approximation may be incorrect
```

```
cormatrix = matrix(c(1, ps, pt,
                     ps, 1, st,
                     pt, st, 1),
                   3, 3, byrow = TRUE)

row.names(cormatrix) = colnames(cormatrix) = c("Pclass", "Sex", "Title")
cormatrix
```

```
##              Pclass           Sex         Title
## Pclass 1.000000e+00  1.260108e-04  6.989522e-13
## Sex    1.260108e-04  1.000000e+00 7.723412e-189
## Title  6.989522e-13 7.723412e-189  1.000000e+00
```

Com era d'esperar *Title* està forçament correlacionada amb *Sex* i *Pclass* ja que el títol és molt semblant a la classe i s'ha extès amb el sexe. Així, les variables més valuoses seran *Sex* i *Pclass*.

2.3.3.2 Regressió

Donat que en la secció anterior hem trobat les variables que poden ser més valuoses es decideix fer una regressió combinant aquestes dues variables. Cal a dir, que després de provar més d'una combinació, aquesta és la més lògica amb un valor de r2 més elevat.

```
sex_Pclass_lm <- lm(Survived~Sex*Pclass, data=titanic)
cat("El valor de r2 de la regressió és:", summary(sex_Pclass_lm)$r.squared)
```

```
## El valor de r2 de la regressió és: 0.3940623
```

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

```
coef(sex_Pclass_lm)
```

```
##     (Intercept)         Sexmale         Pclass2         Pclass3
##      0.96808511     -0.59520375     -0.04703247     -0.46808511
## Sexmale:Pclass2 Sexmale:Pclass3
##     -0.16697038      0.23143563
```

On es pot veure que el valor de r2 no és gaire alt, però és suficient per poder extreure algunes conclusions.

Els homes tenen bastantes menys probabilitats de viure que les dones i malgrat que la classe 2 és la que té menys probabilitat de sobreviure.

En la classe 3 també es difícil sobreviure, tot i que pels homes no hi ha tanta diferència de trobar-se en la classe 2 o 3 com en les dones.

2.3.3.3 Contrast d'hipòtesis

$H_0 : \mu male - \mu_{female} = 0$
$H_1 : \mu male - \mu_{female} < 0$ ## Representació dels resultats TO-DO: Taules i gràfiques

2.4 Resolució del problema

TO-DO: A partir dels resultats obtinguts, quines són les conclusions? Els resultats permeten respondre al problema?