Pràctica 2: Neteja i anàlisi de les dades

- Pràctica 2: Neteja i anàlisi de les dades
 - o 1. Descripció del dataset
 - Descripció
 - Objectiu de l'anàlisi del dataset
 - o 2. Integració i selecció de les dades d'interès a analitzar
 - Selecció de variables (columnnes) i conversions
 - Selecció de jugadors (files)
 - o 3. Neteja de les dades
 - 3.1. Dades amb zeros i elements buits
 - 3.2. Identificació i tractament de valors extrems
 - 4. Anàlisi de les dades.
 - 4.1. Selecció dels grups de dades que es volen analitzar/comparar
 - 4.2. Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variancia.
 - Comprovació de la normalitat
 - Comprovació de l'homoscedasticitat
 - 4.3. Aplicació de proves estadístiques per comparar els grups de dades
 - o 5. Representació dels resultats a partir de taules i gràfiques
 - o 6. Resolució del problema
 - o 7. Codi
 - Contribucions

Títol	Pràctica 2: Neteja i anàlisi de les dades
Autor	Celio
Autor	Jose
Assignatura	Tipologia i Cicle de Vida de les Dades
Data	04-Gener-2021

1. Descripció del dataset

Descripció

Dataset original:

• Fitxer: data/transfermarkt.csv

fitxer_ruta <- '../data/transfermarkt.csv' dades <- read.csv(fitxer_ruta)

Descripció: és el resultat de la pràctica #1

Aquest dataset consisteix en...

Tipus de dades de les columnes.

column	type	Nota
position_id	integer	ID de la posició del jugador
position_ranking	integer	Posicio en el ranking de dades
player	character	Nom del jugador
url	character	URL del jugador
position	character	Posició de dades
age	character	Edat
country	character	País
club	character	Equip/Club
value	integer	Valor de traspàs estimat
matches	integer	Nombre de partits jugats
goals	integer	Gols
owngoals	integer	Gols en propia porta
assists	integer	Assitències
yellowcards	integer	Targetes grogues
yellow2cards	integer	Expulsió per doble targeta groga
redcards	integer	Expulsió per targeta vermella
subston	integer	Partit jugat com a suplent
substoff	integer	Subsituït

Objectiu de l'anàlisi del dataset

Volem esbrinar si el valor (value) de traspàs que assigna aquesta web té alguna correlació o valor predictiu sobre l'efectivitat ofensiva dels jugadors. Atès que no tenim accés a totes les variables que utilitza el proveïdor de les dades per determinar el valor de traspàs d'un jugador, volem fer l'anàlisi inversa: el valor assignat és un bon predictor de les característiques ofensives (goals i assists) d'un jugador?

També volem fer una comparació entre dos grups de dades: jugadors defensius i jugadors ofensius. Analitzarem les diferències entre les mostres i com afecta a les variables principals (value, goals).

2. Integració i selecció de les dades d'interès a analitzar

Selecció de variables (columnnes) i conversions

Prescindim d'aquestes variables ja que no són rellevanta per l'anàlisi a realitzar:

- url: URL del jugador en la web de Transfermarkt.com
- owngoals (els gols en pròpia porta): creiem que no tenen relació amb el valor d'un jugador, ja que es tracta d'una circumnstància de joc prou aleatòria.

• També deixem fora les targetes (grogues i vermelles) i expulsions, ja que no creiem que siguen significatives tenint sols les dades de mitja temporada, i atès que el que ens interessa són les dades ofensives:

- yellowcards
- o yellow2cards
- redcards

```
> players <- dades %>% select(-url, -owngoals, -yellowcards, -yellow2cards, -
redcards)
```

Aquestes són les variables que tindrem en compte:

- position_id
- position_ranking
- player
- position
- age
- country
- club
- value
- matches
- goals
- assists
- subston
- substoff

Com que el tipus de les dades de la columna age està com caràcter, cal fer una conversió a tipus numèric (integer).

```
> class(players$age)
[1] "character"
> players$age <- as.integer(players$age)
Warning message:
NAs introduced by coercion</pre>
```

Aquesta conversió genera uns valors desconeguts (NA) per a la variable edat, que tractarem al següent apartat.

També fem una tranformació del camp value que indica el valor de traspàs en euros (€). Anem a transformar-lo en milions d'euros (dividint entre 1.000.000).

```
> players$value <- players$value / 1e6
```

Seleccionem sols els jugadors que tenen més de 2 partits disputats, ja que els que tenen pocs parits, o cap, no aporten gaire dades estadístiques (gols, assistències...).

```
> players <- players[players$matches > 2, ]
```

3. Neteja de les dades

3.1. Dades amb zeros i elements buits

En l'apartat anterior ja hem fet una selecció per excloure del dataset les files sense dades, es a dir, les que corresponen a jugadors que no havien disputat partits (matches == 0), ja que no aporten dades per l'anàlisi a realitzar.

Després de fer la conversió del camp d'edat (age) a numèric (integer) hem revisat les dades amb elements que no s'han pogut convertir (NA) i, com tan sols es tracta de 2 files, les hem descartades.

```
> players <- players[!is.na(players$age), ]</pre>
```

La resta d'elements amb valor 0 corresponen a les estadístiques normals de jugadors que no han marcat gols, ni assistències, ni han sigut substituïts.

3.2. Identificació i tractament de valors extrems

Aquestes són les variables numèriques:

```
> columns <- c("age", "value", "matches", "goals", "assists", "subston",
"substoff")</pre>
```

Per a revisar les valors extrems comprovem les estadístiques de cada variable numèrica:

```
> for (column in columns) {
+    print(paste("summary(players$", column, ")", sep =""))
+    print(summary(players[[column]]))
+ }
```

Resultats:

```
[1] "summary(players$age)"
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
16.00 23.00 25.00 25.58 28.00 43.00
[1] "summary(players$value)"
Min. 1st Qu. Median Mean 3rd Qu. Max.
```

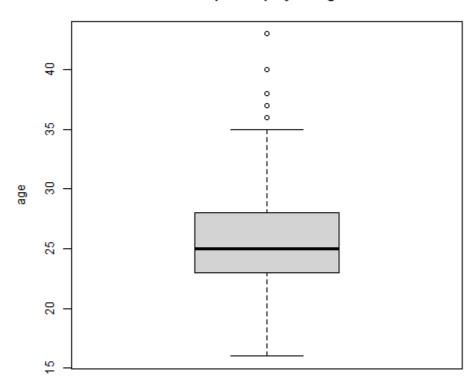
```
0.075
       1.300
               3.000
                        6.670
                               6.500 160.000
[1] "summary(players$matches)"
Min. 1st Qu. Median
                       Mean 3rd Qu.
                                       Max.
1.00
       12.00
              17.00
                       16.13
                               21.00
                                       36.00
[1] "summary(players$goals)"
Min. 1st Qu. Median
                       Mean 3rd Qu.
                                       Max.
0.000
        0.000
                1.000
                        2.004
                               3.000 30.000
[1] "summary(players$assists)"
Min. 1st Qu. Median
                        Mean 3rd Qu.
                                       Max.
0.000
        0.000
                1.000
                        1.585
                                2.000 17.000
[1] "summary(players$subston)"
Min. 1st Qu. Median
                        Mean 3rd Qu.
                                       Max.
0.000
        1.000
                3.000
                        3.669
                                6.000 23.000
[1] "summary(players$substoff)"
Min. 1st Qu. Median
                        Mean 3rd Qu.
                                       Max.
0.000
        1.000
                4.000
                        4.866
                                7.000 24.000
```

Generem gràfics boxplots per visualitzar gràficament els outliers:

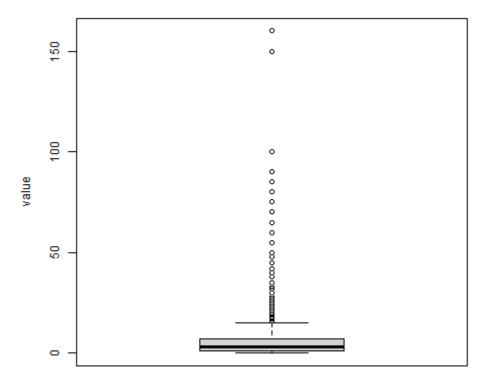
```
> for (column in columns) {
+     title <- paste("Boxplot of players ", column, sep="")
+     pngfile <- paste("figures/boxplot-", column, ".png", sep="")
+     png(pngfile)
+     boxplot(players[[column]], ylab=column, main=title)
+     dev.off()
+ }</pre>
```

Gràfics boxplots per a les variables numèriques:

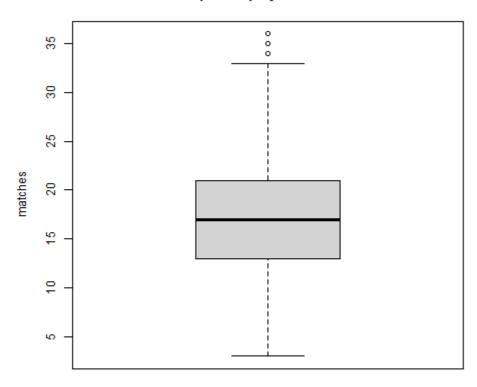
Boxplot of players age



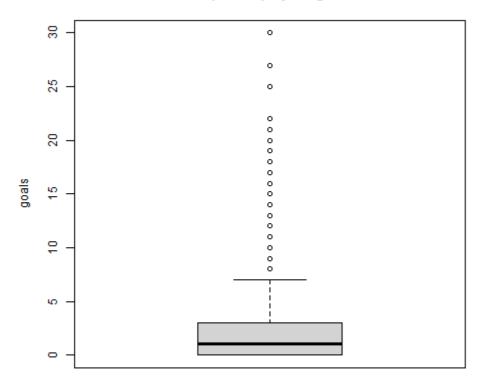
Boxplot of players value



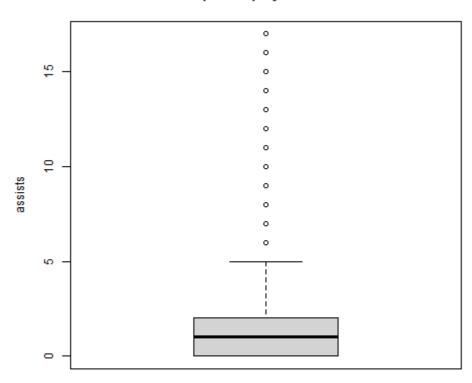
Boxplot of players matches



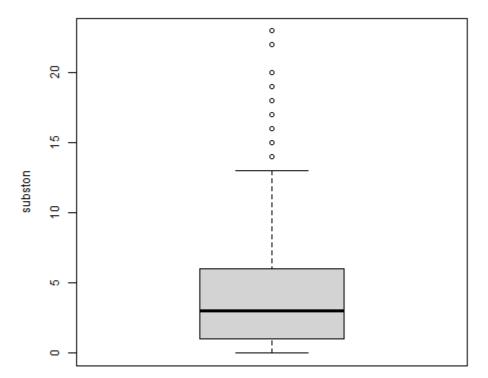
Boxplot of players goals



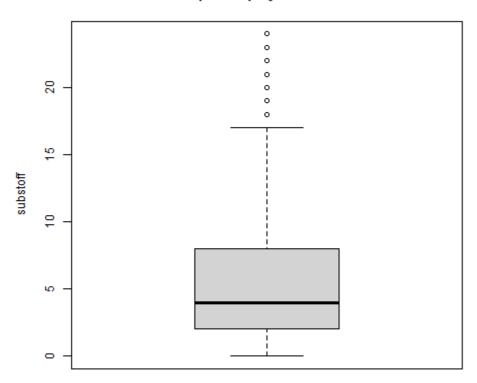
Boxplot of players assists



Boxplot of players subston



Boxplot of players substoff



Tant en els gràfics *boxplots*, com en el resum d'estadístiques, s'observa un gran nombre de valors *outliers*. No anem a prescindir d'aquests valors, ja que justament el nostre anàlisi ha de tenir-los en compte, per validar si són determinants o no (per exemple si els jugadors més valorats tenen millors estadístiques).

4. Anàlisi de les dades.

4.1. Selecció dels grups de dades que es volen analitzar/comparar

Anem a comparar dos grups de jugadors: els defensius i ofensius. Basant-nos en la posició creem una nova columna del dataset:

- type = 1: defensiu (des del porter fins a mig defensiu)
- type = 2: ofensiu (des del mig-centre ofensiu fins als davanters)

```
> players.attack <- players[players$position_id > 6, ]
> players.defens <- players[players$position_id < 7, ]
> players$type <- with(players, ifelse(position_id < 7, 1, 2))</pre>
```

Volem analitzar les principals variables (value, goals, age) en aquests 2 grups de jugadors.

4.2. Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variancia.

Comprovació de la normalitat

Apliquem el test de Shapiro-Wilk sobre les variables numèriques:

```
for (column in columns) {
  print(paste("Shapiro Test: variable ", column, sep=""))
  print(shapiro.test(players[[column]]))
[1] "Shapiro Test: variable age"
    Shapiro-Wilk normality test
data: players[[column]]
W = 0.98637, p-value < 2.2e-16
[1] "Shapiro Test: variable value"
    Shapiro-Wilk normality test
data: players[[column]]
W = 0.54078, p-value < 2.2e-16
[1] "Shapiro Test: variable matches"
    Shapiro-Wilk normality test
data: players[[column]]
W = 0.98975, p-value < 2.2e-16
[1] "Shapiro Test: variable goals"
    Shapiro-Wilk normality test
data: players[[column]]
W = 0.70627, p-value < 2.2e-16
[1] "Shapiro Test: variable assists"
    Shapiro-Wilk normality test
data: players[[column]]
W = 0.77387, p-value < 2.2e-16
[1] "Shapiro Test: variable subston"
    Shapiro-Wilk normality test
data: players[[column]]
W = 0.87333, p-value < 2.2e-16
[1] "Shapiro Test: variable substoff"
    Shapiro-Wilk normality test
```

```
data: players[[column]]
W = 0.92358, p-value < 2.2e-16</pre>
```

Cap de les variables estan normalitzades, ja que el p-valor és menor que 0.05. Per tant haurem de tenir en compte que hem d'aplicar anàlisis per a models no normalitzats, o bé normalitzar les dades.

Comprovació de l'homoscedasticitat

Apliquem el test de Fligner-Killeen sobre els 2 grups de jugadors (ofensius/defensius) per a les variables que volem comparar: valor, edat i gols.

```
> fligner.test(value ~ type, data = players)
    Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: value by type
Fligner-Killeen:med chi-squared = 19.225, df = 1, p-value = 1.162e-05
> fligner.test(goals ~ type, data = players)
    Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: goals by type
Fligner-Killeen:med chi-squared = 1014.5, df = 1, p-value < 2.2e-16
> fligner.test(age ~ type, data = players)
    Fligner-Killeen test of homogeneity of variances

data: age by type
Fligner-Killeen:med chi-squared = 0.064794, df = 1, p-value = 0.7991
```

Comprovem amb aquest test, que sols per a la variable edat (age) podem acceptar la hipotesi de homegeneitat de la variancia per als dos grups (jugadors defensius i ofensius). Les variances de les variables goals i value no són homegènies entre les dues mostres.

4.3. Aplicació de proves estadístiques per comparar els grups de dades

En primer lloc fer un anàlisi de correlació entre les diferents variables numèriques:

```
> cor(players %>% select(value, age, type, goals, matches))
value age type goals matches
value 1.000000000 -0.06019788 0.001938846 0.21044610 0.16696505
age -0.060197878 1.000000000 -0.072812281 -0.02424064 -0.05098850
type 0.001938846 -0.07281228 1.000000000 0.41011476 0.04265282
goals 0.210446104 -0.02424064 0.410114761 1.00000000 0.38249089
matches 0.166965048 -0.05098850 0.042652820 0.38249089 1.000000000
```

Repetim l'analisi de correlació amb els 2 grups de jugadors (defensius/ofensius):

```
> cor(players.defens %>% select(value, age, goals, matches))
             value
                               goals
                          age
                                             matches
value
        1.00000000 -0.07402173 0.15594117 0.18559489
age
      -0.07402173 1.00000000 -0.06211402 -0.03581982
        0.15594117 -0.06211402 1.00000000 0.32377287
goals
matches 0.18559489 -0.03581982 0.32377287 1.00000000
> cor(players.attack %>% select(value, age, goals, matches))
                                   goals
             value
                                            matches
                          age
value
        1.00000000 -0.05247717 0.26109786 0.15731591
       -0.05247717 1.00000000 0.02239779 -0.05711522
age
goals 0.26109786 0.02239779 1.00000000 0.47511458
matches 0.15731591 -0.05711522 0.47511458 1.00000000
```

A continuació fem l'anàlisi de test de correlació de Spearman ja que, com hem vist anteriorment, les variables no sequeixen una distribució normal:

```
> for (column in c("age", "type", "goals", "matches")) {
      print(paste("Test Spearman value-", column, sep=""))
      print(cor.test(players$value, players[[column]], method = "spearman"))
+ }
[1] "Test Spearman value-age"
    Spearman's rank correlation rho
data: players$value and players[[column]]
S = 2.1948e+10, p-value = 6.095e-05
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
        rho
-0.05669395
[1] "Test Spearman value-type"
    Spearman's rank correlation rho
data: players$value and players[[column]]
S = 2.2952e+10, p-value = 1.006e-13
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
       rho
-0.1050072
[1] "Test Spearman value-goals"
    Spearman's rank correlation rho
data: players$value and players[[column]]
```

```
S = 1.8156e+10, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
    rho
0.1258885

[1] "Test Spearman value-matches"

    Spearman's rank correlation rho

data: players$value and players[[column]]
S = 1.6902e+10, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
    rho
0.1862691</pre>
```

Amb els valors obtinguts, el valor de p és inferior en tots els casos a 0.05, per tant la correlació no pot ser significativa. De tota manera, per a la variable value el valor de l'índex de correlació més alt és amb les variables goals (0.126) i matches (0.186).

Comparem a continuació la correlació de Spearman per les variables value i goals en els 2 grups definits:

```
> cor.test(players.defens$value, players.defens$goals, method = "spearman")
    Spearman's rank correlation rho
data: players.defens$value and players.defens$goals
S = 1278211214, p-value = 1.372e-15
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
0.1730565
> cor.test(players.attack$value, players.attack$goals, method = "spearman")
    Spearman's rank correlation rho
data: players.attack$value and players.attack$goals
S = 3089096014, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
     rho
0.235307
```

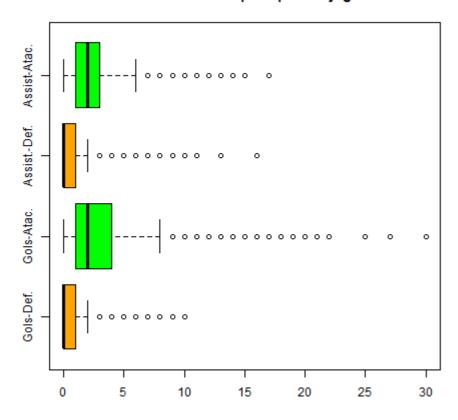
Seguim amb valors de p molt infeiors a 0.05. Sols podem aportar a l'anàlisi que el coeficient de correlació de Spearman entre value i goals és major per al grup de jugadors ofensius (0.235) que per als defensius (0.173).

5. Representació dels resultats a partir de taules i gràfiques

En aquest gràfic es pot pot visualitzar la difèrencia entre les estadístiques de goals i assists per als dos grups de jugadors que hem separat. Evidentment els jugadors ofensius tenen un mitjana i valors més alts que els jugadors defensius.

```
> title <- "Gols i assistencies per tipus de jugador"
> pngfile <- "figures/boxplot-goals-assists-type.png"
> png(pngfile)
> boxplot(players.defens$goals, players.attack$goals, players.defens$assists, players.attack$assists,
+ horizontal = TRUE,
+ names=c("Gols-Def.", "Gols-Atac.", "Assist.-Def.", "Assist-Atac."),
+ col=c("orange", "green", "orange", "green"),
+ main=title
+ )
> dev.off()
```

Gols i assistencies per tipus de jugador

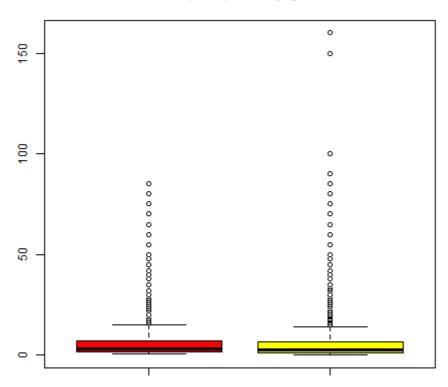


En canvi, no hem pogut observar en les anàlisis realitzades una diferència significativa entre els valors (value) dels dos grups de jugadors. Així ho podem veure reflectit en aquest gràfic:

```
title <- "Valor per tipus de jugador"
pngfile <- "figures/boxplot-value-type.png"
png(pngfile)
boxplot(players.defens$value, players.attack$value, col=c("red", "yellow"),</pre>
```

main=title)
dev.off()

Valor per tipus de jugador



6. Resolució del problema

Conclusions:

- Les variables analitzades no mostren una distribució normal.
- Tampoc es compleix el criteri de homoscedasticitat (variances homogènies) entre les variables escollides.
- No hem trobat variables amb coeficients de correlació alts ni significatius.

En realitat no hem pogut treure les conclusions que cercavem. Sí que hem vist una diferència en les distribuicions i valors estadístics entre les dues mostres que hem definit. Però no hem pogut (o no hem sabut) extreure conclusions amb un nivell significatiu rellevant.

7. Codi

Tot el codi està en la carpeta code del repositori.

Contribucions

Contribucions	Signatura	
Investigació prèvia	CSB, JGA	

Contribucions	Signatura
Redacció de les respostes	CSB, JGA
Desenvolupament codi	CSB. JGA