

# PRA2. Tipologia i cicle de vida de les dades

Autor: Daniel Rodríguez Morente

Maig 2023

## Contents

<b>1</b>	<b>Presentació del projecte i objectiu de l'anàlisi</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Consideracions referents al dataset</b>	<b>1</b>
<b>3</b>	<b>Descripció del dataset. Perquè és important i quina pregunta/problema pretén respondre?</b>	<b>2</b>
3.1	Descripció de les variables . . . . .	2
<b>4</b>	<b>Integració i selecció de les dades d'interès a analitzar.</b>	<b>3</b>
<b>5</b>	<b>Neteja de les dades. Les dades contenen zeros o elements buits?</b>	<b>8</b>
<b>6</b>	<b>Anàlisi de les dades</b>	<b>17</b>
<b>7</b>	<b>Conclusions</b>	<b>19</b>

## 1 Presentació del projecte i objectiu de l'anàlisi

El projecte que es desenvolupa a continuació consisteix en l'estudi de les causes que determinen la possibilitat de patir una cardiopatia. En concret, es vol determinar si els diferents indicadors estudiats tenen una incidència diferent pels homes i les dones.

## 2 Consideracions referents al dataset

El dataset utilitzat conté informació de diferents indicadors mèdics de persones que han patit o no una cardiopatia.

Les dades han estat publicades per Rashik Rahman sota llicència CC0: Public Domain a [www.kaggle.com](https://www.kaggle.com/rashikrahmanpritom/heart-attack-analysis-prediction-dataset) i es pot accedir a les mateixes a través del següent enllaç: <https://www.kaggle.com/datasets/rashikrahmanpritom/heart-attack-analysis-prediction-dataset>

No s'han realitzat modificacions prèvies al conjunt de dades original.

### 3 Descripció del dataset. Perquè és important i quina pregunta/problema pretén respondre?

Carreguem el conjunt de dades i fem una revisió del contingut de les diferents variables

```
path = 'heart.csv'
dades <- read.csv(path, sep = ",")
str(dades)

## 'data.frame':    303 obs. of  14 variables:
## $ age      : int  63 37 41 56 57 57 56 44 52 57 ...
## $ sex      : int  1 1 0 1 0 1 0 1 1 1 ...
## $ cp       : int  3 2 1 1 0 0 1 1 2 2 ...
## $ trtbps   : int  145 130 130 120 120 140 140 120 172 150 ...
## $ chol     : int  233 250 204 236 354 192 294 263 199 168 ...
## $ fbs      : int  1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 ...
## $ restecg  : int  0 1 0 1 1 1 0 1 1 1 ...
## $ thalachh : int  150 187 172 178 163 148 153 173 162 174 ...
## $ exng     : int  0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 ...
## $ oldpeak  : num  2.3 3.5 1.4 0.8 0.6 0.4 1.3 0 0.5 1.6 ...
## $ slp      : int  0 0 2 2 2 1 1 2 2 2 ...
## $ caa      : int  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
## $ thall    : int  1 2 2 2 2 1 2 3 3 2 ...
## $ output   : int  1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
```

Podem observar que es tracta d'un dataset amb 303 observacions i 14 variables, totes elles amb números enters excepte la variable oldpeak que conté dades decimals.

#### 3.1 Descripció de les variables

- **age**. Edat de la persona
- **sex**. Sexe de la persona (1 = home; 0 = dona)
- **cp**. chest pain type Value (1: typical angina Value 2: atypical angina Value 3: non-anginal pain Value 4: asymptomatic)
- **trtbps**. Pressió arterial en repòs (en mm/Hg)
- **chol**. Nivell de colesterol mesurat (en mg/dl)
- **fbs**. Nivell de sucre en sang en dejú (fasting blood sugar > 120 mg/dl) (1: > 120 mg/dl; 0: =< 120 mg/dl)
- **restecg**. resting electrocardiographic results (0 = normal; 1 = having ST-T wave abnormality (T wave inversions and/or ST elevation or depression of > 0.05 mV); 2: showing probable or definite left ventricular hypertrophy by Estes' criteria)
- **thalachh**. Freqüència cardíaca màxima assolida
- **exng**. Angina induïda per exercici físic (1 = sí; 0 = no)
- **oldpeak**. Previous peak
- **slp**. Slope (0 = unsloping 1 = flat 2 = downsloping)
- **caa**. Número de vasos sanguinis principals amb obstrucció (0-4)

- **thall.** Resultats d'una prova d'esforç amb tali (0 = null; 1 = fixed defect; 2 = normal; 3 = reversible defect)
- **output.** Variable objectiu (0 = menys possibilitats de partir una cardiopatia (< 50% diameter narrowing. less chance of heart disease); 1= més possibilitats de patir una cardiopatia (> 50% diameter narrowing. more chance of heart disease))

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

Revisem la distribució de les diferents variables

```
summary(dades)
```

```
##      age      sex      cp      trtbps
## Min.   :29.00  Min.   :0.0000  Min.   :0.000  Min.   : 94.0
## 1st Qu.:47.50  1st Qu.:0.0000  1st Qu.:0.000  1st Qu.:120.0
## Median :55.00  Median :1.0000  Median :1.000  Median :130.0
## Mean   :54.37  Mean   :0.6832  Mean   :0.967  Mean   :131.6
## 3rd Qu.:61.00  3rd Qu.:1.0000  3rd Qu.:2.000  3rd Qu.:140.0
## Max.   :77.00  Max.   :1.0000  Max.   :3.000  Max.   :200.0
##      chol      fbs      restecg      thalachh
## Min.   :126.0  Min.   :0.0000  Min.   :0.0000  Min.   : 71.0
## 1st Qu.:211.0  1st Qu.:0.0000  1st Qu.:0.0000  1st Qu.:133.5
## Median :240.0  Median :0.0000  Median :1.0000  Median :153.0
## Mean   :246.3  Mean   :0.1485  Mean   :0.5281  Mean   :149.6
## 3rd Qu.:274.5  3rd Qu.:0.0000  3rd Qu.:1.0000  3rd Qu.:166.0
## Max.   :564.0  Max.   :1.0000  Max.   :2.0000  Max.   :202.0
##      exng      oldpeak      slp      caa
## Min.   :0.0000  Min.   :0.00  Min.   :0.000  Min.   :0.0000
## 1st Qu.:0.0000  1st Qu.:0.00  1st Qu.:1.000  1st Qu.:0.0000
## Median :0.0000  Median :0.80  Median :1.000  Median :0.0000
## Mean   :0.3267  Mean   :1.04  Mean   :1.399  Mean   :0.7294
## 3rd Qu.:1.0000  3rd Qu.:1.60  3rd Qu.:2.000  3rd Qu.:1.0000
## Max.   :1.0000  Max.   :6.20  Max.   :2.000  Max.   :4.0000
##      thall      output
## Min.   :0.000  Min.   :0.0000
## 1st Qu.:2.000  1st Qu.:0.0000
## Median :2.000  Median :1.0000
## Mean   :2.314  Mean   :0.5446
## 3rd Qu.:3.000  3rd Qu.:1.0000
## Max.   :3.000  Max.   :1.0000
```

A priori, no observem que hi hagi valor perduts, però més endavant farem una comprovació adhoc.

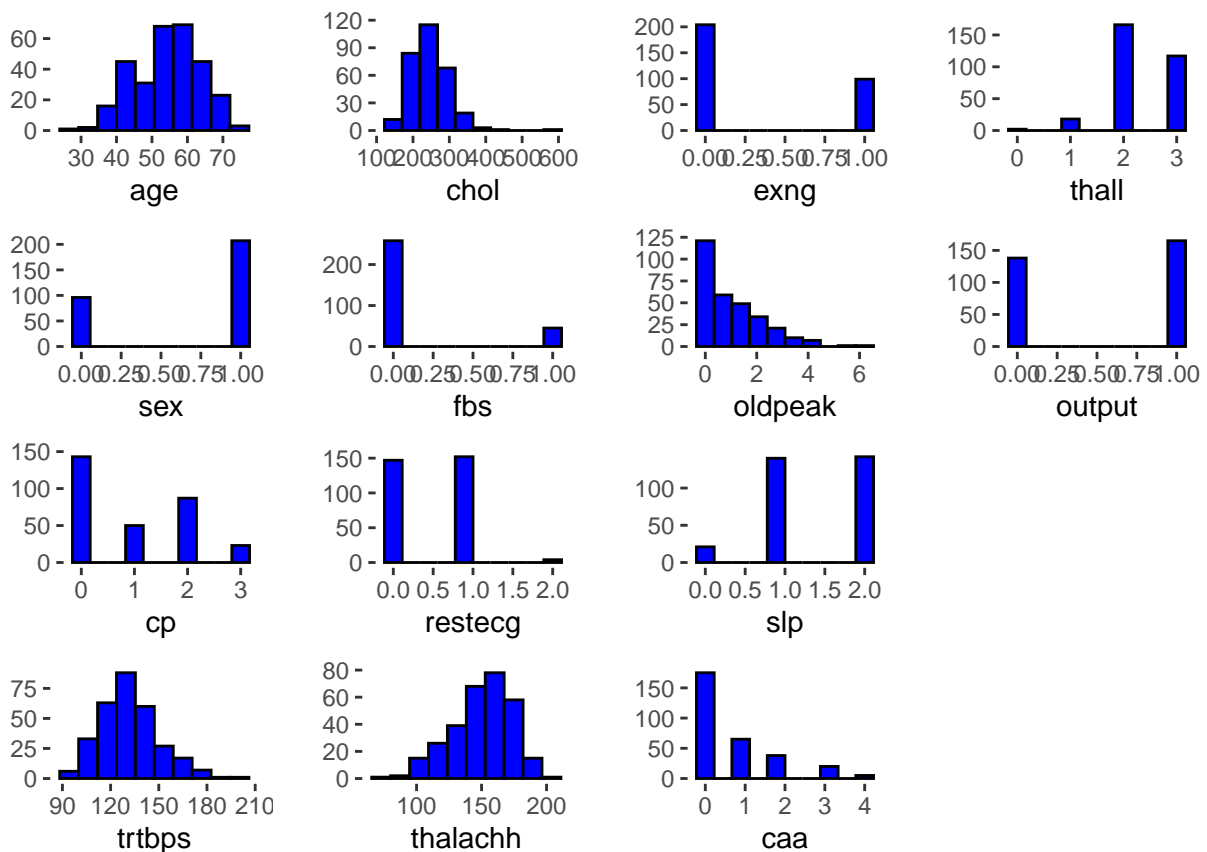
Fem una representació de les diferents variables per tal de facilitar la revisió prèvia del dataset

```
histogrames_num <- list()
variables_num <- names(dades)
dades_num <- dades %>% select(all_of(variables_num))

for(i in 1:ncol(dades_num)){
  var <- names(dades_num)[i]
```

```
grafic <- ggplot(dades_num, aes_string(x = var)) +
  geom_histogram(bins = 10, fill = "blue", color = "black") +
  labs(y = "") +
  theme(panel.grid = element_blank(), panel.background = element_blank())
histogrames_num[[i]] <- grafic
}

multiplot(plotlist = histogrames_num, cols = 4)
```



Hi ha més informació d'homes que de dones i el número de registres amb output igual a 1 és lleugerament superior al valor 0.

Observant les gràfiques, veiem que hi ha quatre variables que podrien tenir una distribució similar a una normal (age, chol, trtbps i thalachh). En tot cas, més endavant farem una comprovació adhoc per tal d'assegurar-ho.

Modificarem els valors de la variable sex per facilitar la seva interpretació

```
dades$sex[dades$sex == 1] <- "Home"
dades$sex[dades$sex == 0] <- "Dona"
```

Revisem si tenim registres amb idèntics valors a totes les variables per tal de valorar si tenim registres duplicats

```
dim(unique(dades))
```

```
## [1] 302 14
```

Comprovem que hi ha 302 registres diferents, per la qual cosa, donat el nivell d'especificitat de les dades, considerem que hi ha un registre repetit.

Eliminem el registre repetit i conservem la resta donat que tenim un número de registres perfectament gestionable i, per tant no és necessari plantejar agrupacions que facilitin l'ús del dataset

```
dades <- unique(dades)
```

Donat que l'estudi està dirigit a identificar diferències entre homes i dones, ens interessa comprobar quina informació tenim per cada grup

```
print('Distribució entre homes i dones en valors absoluts:')
```

```
## [1] "Distribució entre homes i dones en valors absoluts:"
```

```
print(addmargins(table(dades$sex, dades$output)))
```

```
##
##      0    1 Sum
## Dona  24   72  96
## Home 114   92 206
## Sum  138 164 302
```

```
print('Pes relatiu de cada sexe dins el valor de la variable output:')
```

```
## [1] "Pes relatiu de cada sexe dins el valor de la variable output:"
```

```
print(round(prop.table(table(dades$sex, dades$output)), 2), 2))
```

```
##
##      0    1
## Dona 0.17 0.44
## Home 0.83 0.56
```

```
print('Pes relatiu de la variable output dins de cada sexe:')
```

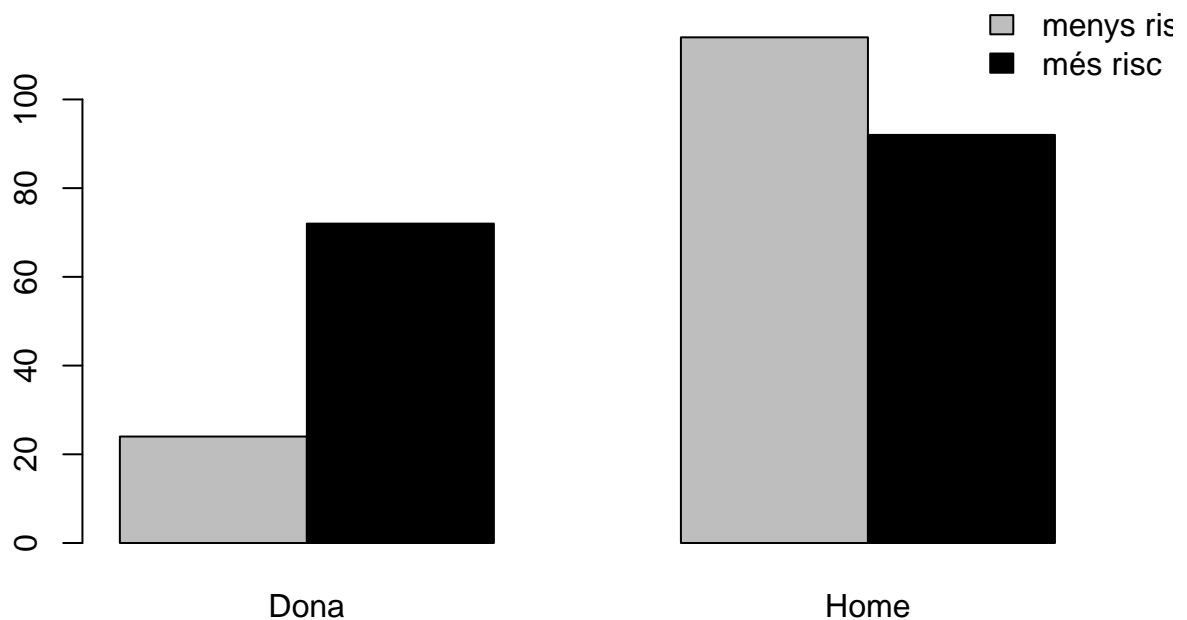
```
## [1] "Pes relatiu de la variable output dins de cada sexe:"
```

```
print(round(prop.table(table(dades$sex, dades$output)), 1), 2))
```

```
##
##      0    1
## Dona 0.25 0.75
## Home 0.55 0.45
```

Hi ha 207 homes i 96 dones i la distribució del camp output dins de cada grup és diferent, tenint més pes el valor 1 en dones que en homes.

```
grafic <- barplot(table(dades$output, dades$sex),
                      beside = TRUE,
                      col = c("grey", "black"), legend = FALSE)
legend("topright", legend = c("menys risc", "més risc"),
      fill = c("grey", "black"),
      x = max(grafic),
      y = max(grafic) + 120,
      xpd = TRUE,
      bty = "n")
```



#### 4.0.1 Normalització de les dades

Tenim quatre variables numèriques que ens pot interessar normalitzar per tal que siguin comparables en el nostre estudi. Primer de tot, comprovarem si la distribució de les variables trtbps, chol, thalachh i oldpeak és o no normal aplicant el test de Shapiro

```
shapiro_trtbps <- shapiro.test(dades$trtbps)
print(shapiro_trtbps)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  dades$trtbps
## W = 0.96573, p-value = 1.419e-06
```

```
shapiro_chol <- shapiro.test(dades$chol)
print(shapiro_chol)
```

```
##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  dades$chol
## W = 0.94658, p-value = 5.196e-09
```

```
shapiro_thalachh <- shapiro.test(dades$thalachh)
print(shapiro_thalachh)
```

```
##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  dades$thalachh
## W = 0.97679, p-value = 8.268e-05
```

```
shapiro_oldpeak <- shapiro.test(dades$oldpeak)
print(shapiro_oldpeak)
```

```
##
## Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  dades$oldpeak
## W = 0.84522, p-value < 2.2e-16
```

En els quatre casos, observant el valor de p podem dir que es rebutja la hipòtesi nul·la i, per tant, no es distribueixen com una normal.

ELIMINAR O COMENTAR

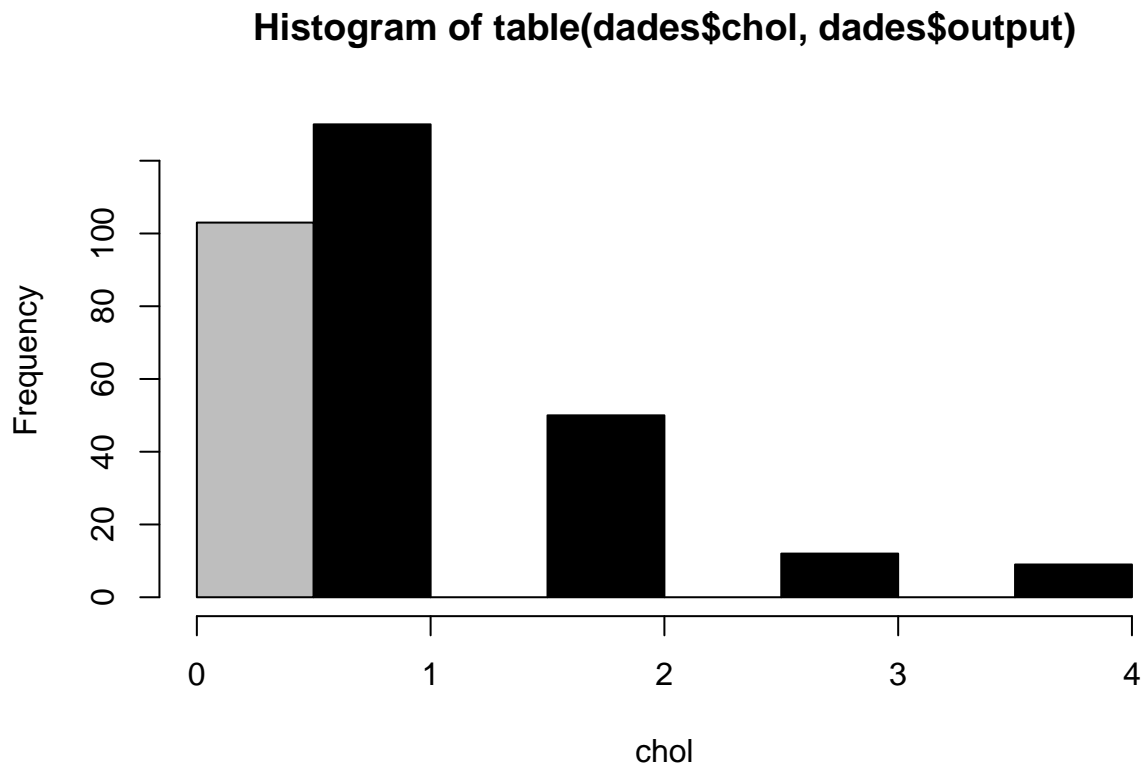
```
hist(table(dades$chol, dades$output),
      col = c("grey", "black"),
      legend = rownames(table(dades$chol, dades$output)),
      xlab = "chol")
```

```
## Warning in plot.window(xlim, ylim, "", ...): "legend" is not a graphical
## parameter
```

```
## Warning in title(main = main, sub = sub, xlab = xlab, ylab = ylab, ...):
## "legend" is not a graphical parameter
```

```
## Warning in axis(1, ...): "legend" is not a graphical parameter
```

```
## Warning in axis(2, ...): "legend" is not a graphical parameter
```



## 5 Neteja de les dades. Les dades contenen zeros o elements buits?

Tot i que amb el resum del dataset no apareixien valors perduts, fem una adhoc

```
colSums(is.na(dades))
```

```
##      age      sex      cp  trtbps      chol      fbs  restecg  thalachh
##      0       0       0      0       0       0       0       0
##  exng  oldpeak  slp      caa      thall  output
##      0       0      0      0       0       0
```

```
colSums(dades=="")
```

```
##      age      sex      cp  trtbps      chol      fbs  restecg  thalachh
##      0       0       0      0       0       0       0       0
##  exng  oldpeak  slp      caa      thall  output
##      0       0      0      0       0       0
```

Es confirma que no tenim valors perduts, per tant no em de fer cap modificació al dataset.

Fem una revisió de la possible existència de valors extrems de forma global



```

var_out <- c()
for (i in c(1,3:ncol(dades))){
  outl <- boxplot.stats(dades[,i])$out
  if (!length(outl)==0){var_out <- c(var_out, i)}
}
print(names(dades)[var_out])

```

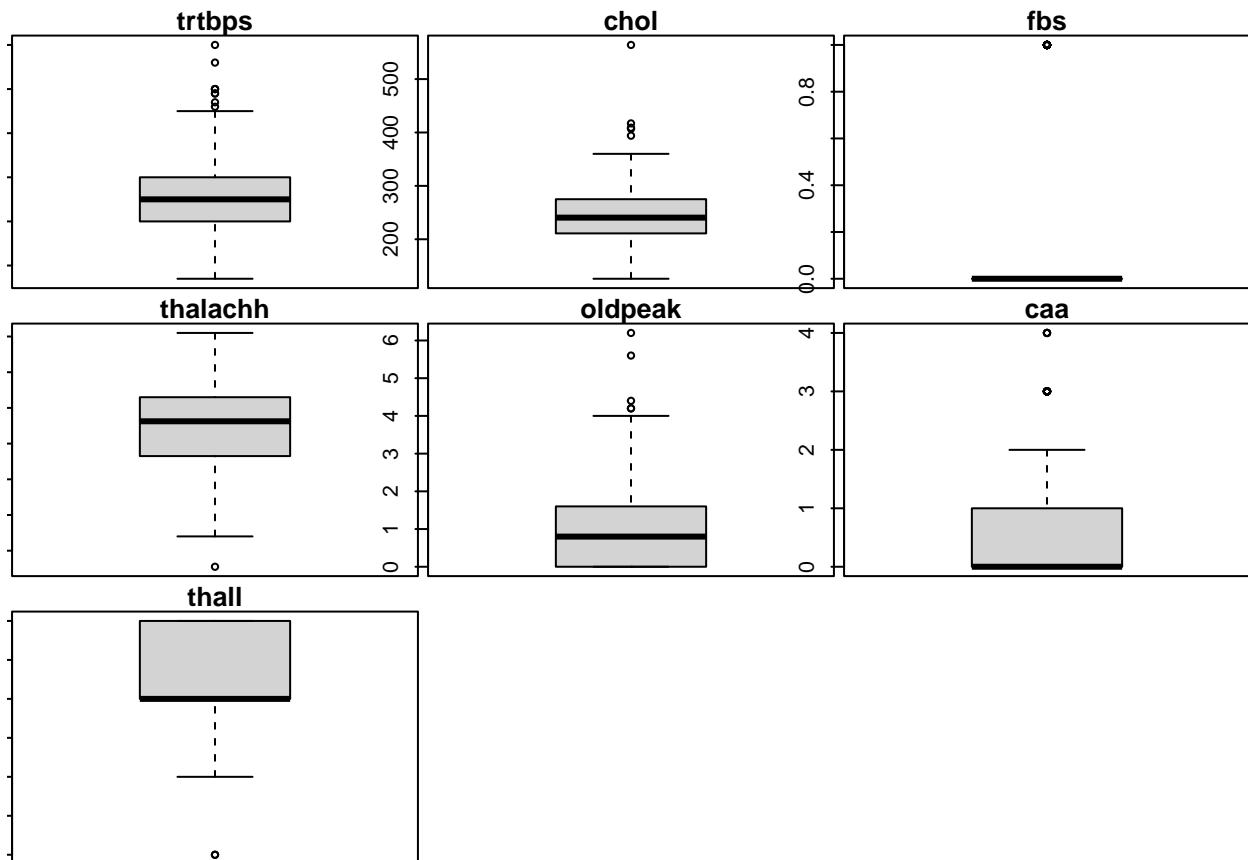
```
## [1] "trtbps" "chol" "fbs" "thalachh" "oldpeak" "caa" "thall"
```

Veiem que tenim 7 variables amb valors extrems

```

par(mfrow = c(3,3), mar = c(0, 0, 1, 0) + 0.2)
for (i in var_out) {
  boxplot(dades[, i], main = colnames(dades)[i])
}

```



Per les variables fbs, caa i thall, tot i el resultat del gràfics, podem descartar el fet que hi hagi valors extrems donat que es tracta de variables discretes i els valors observats estan dins de les categories considerades.

Apliquem el criteri de les dues desviacions estàndard per tal de valorar si mantenim el valors originals

```

trtbps_outliers <- abs(scale(dades$trtbps)) > 2
chol_outliers <- abs(scale(dades$chol)) > 2
thalachh_outliers <- abs(scale(dades$thalachh)) > 2
oldpeak_outliers <- abs(scale(dades$oldpeak)) > 2

```

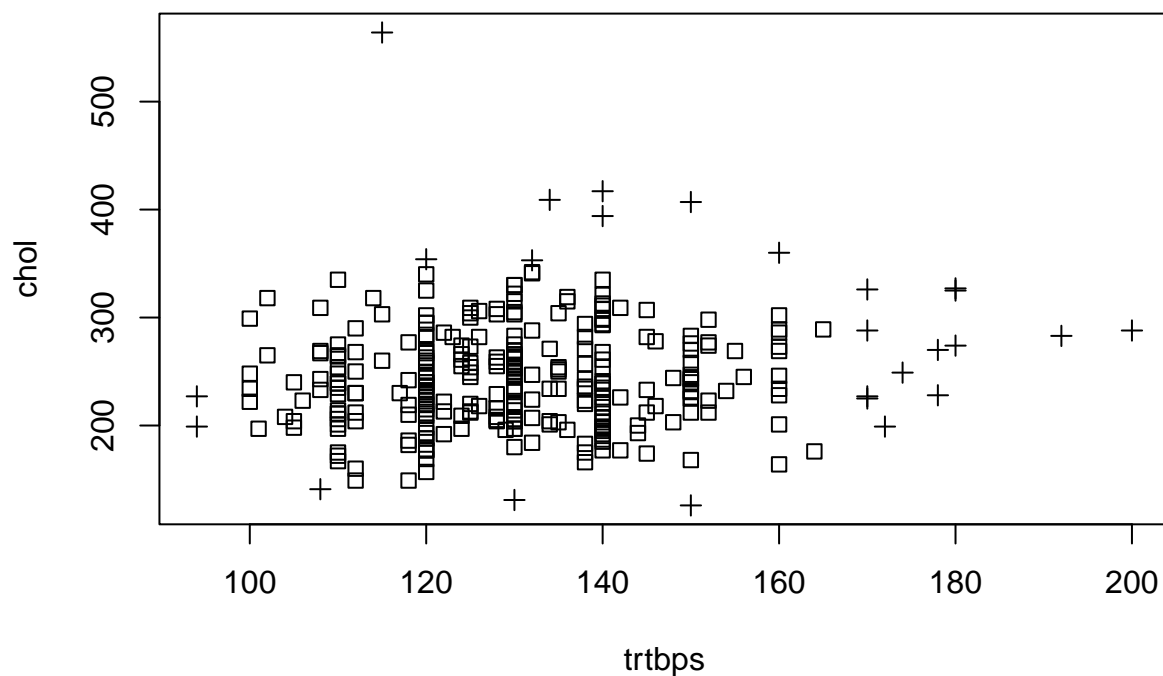
```

outliers <- trtbps_outliers + chol_outliers + thalach_h_outliers + oldpeak_outliers

pch_trtbps_chol <- (trtbps_outliers | chol_outliers) * 3
pch_trtbps_thalach_h <- (trtbps_outliers | thalach_h_outliers) * 3
pch_trtbps_oldpeak <- (trtbps_outliers | oldpeak_outliers) * 3
pch_chol_thalach_h <- (chol_outliers | thalach_h_outliers) * 3
pch_chol_oldpeak <- (chol_outliers | oldpeak_outliers) * 3
pch_thalach_h_oldpeak <- (thalach_h_outliers | oldpeak_outliers) * 3

plot(dades[, c("trtbps", "chol")], pch=pch_trtbps_chol)

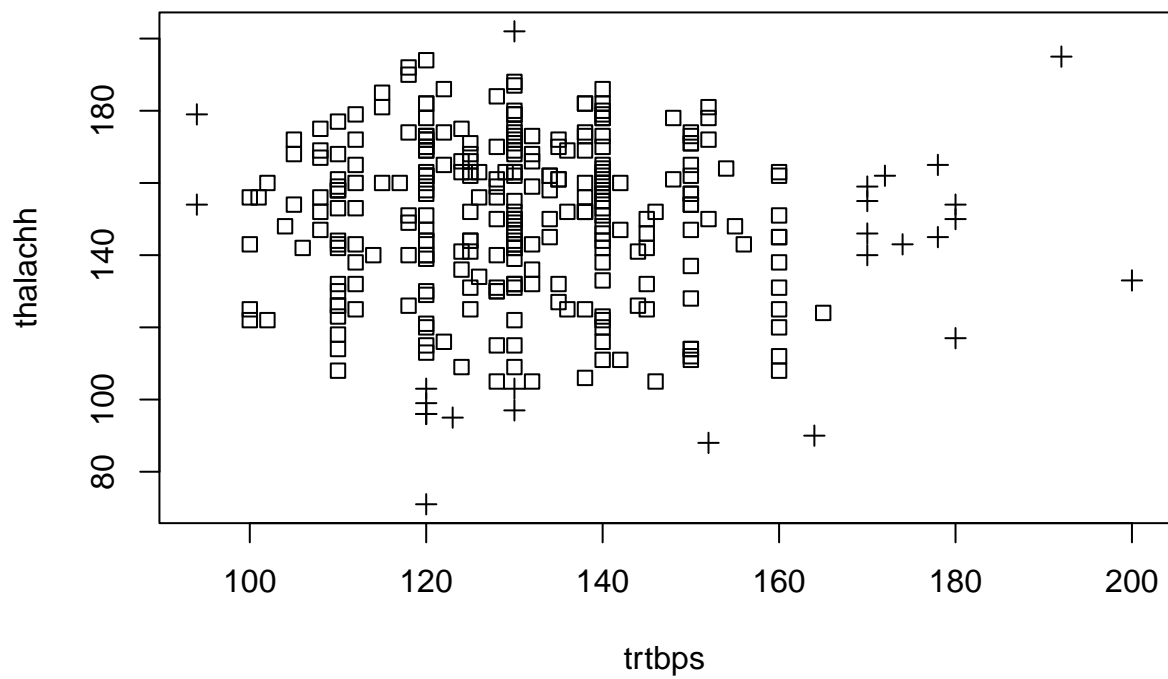
```



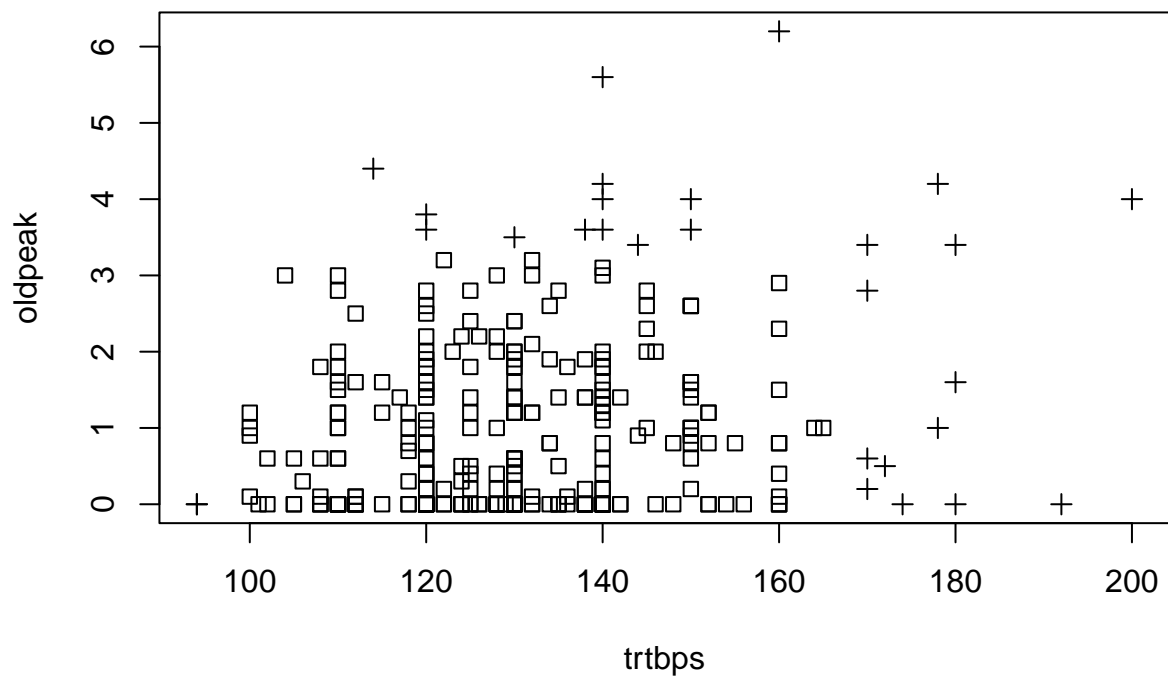
```

plot(dades[, c("trtbps", "thalach_h")], pch=pch_trtbps_thalach_h)

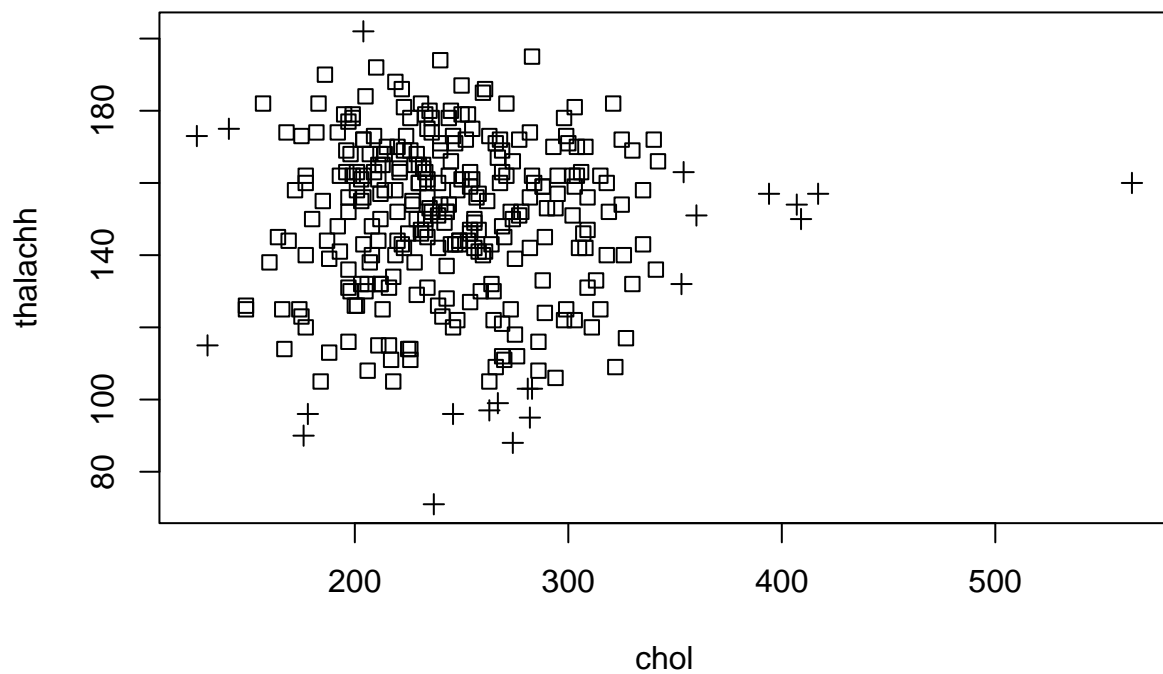
```



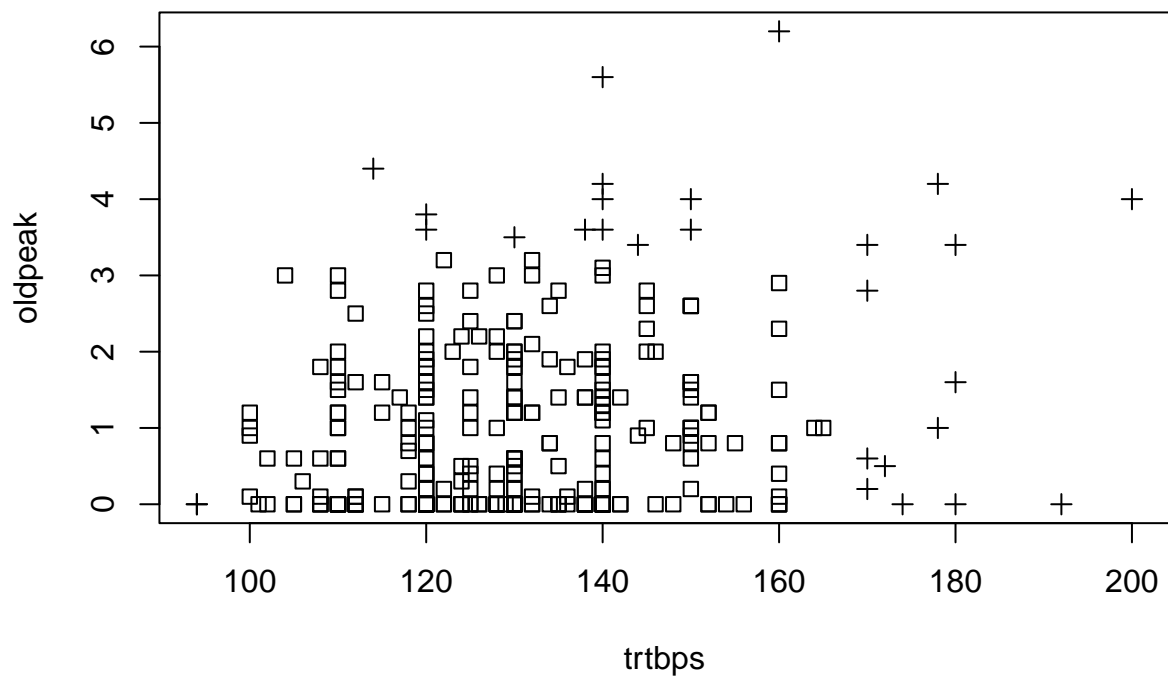
```
plot(dades[, c("trtbps", "oldpeak")], pch=pch_trtbps_oldpeak)
```



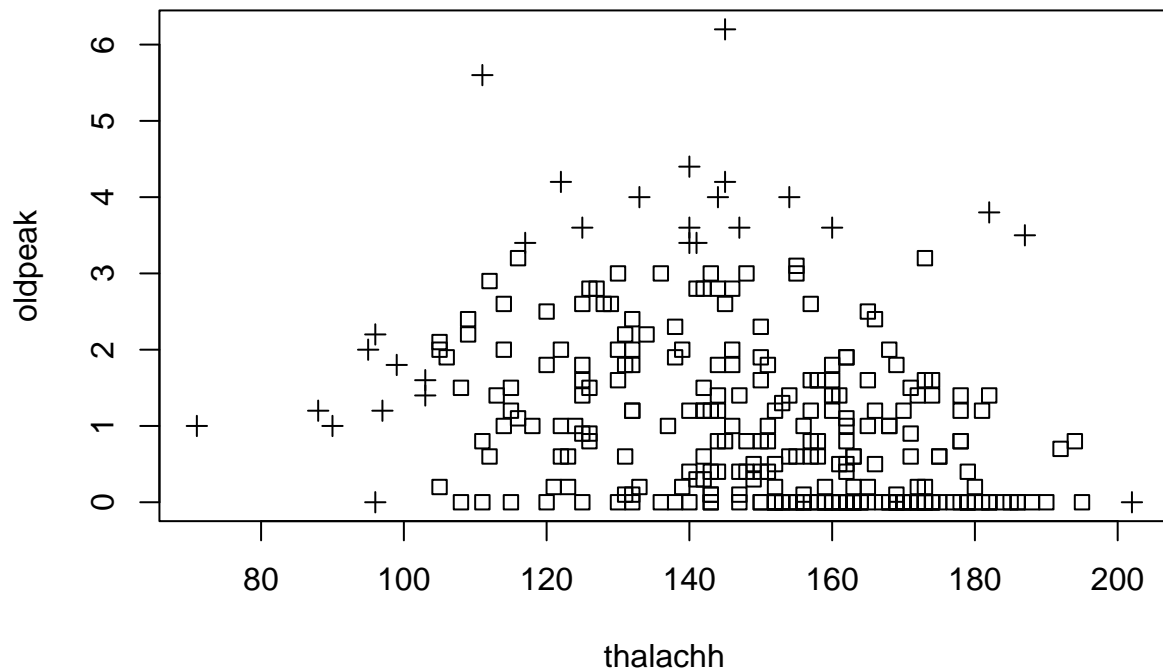
```
plot(dades[, c("chol", "thalachh")], pch=pch_chol_thalachh)
```



```
plot(dades[, c("trtbps", "oldpeak")], pch=pch_trtbps_oldpeak)
```



```
plot(dades[, c("thalachh", "oldpeak")], pch=pch_thalachh_oldpeak)
```



Donat que l'estudi es basa en la comparació entre homes i dones, fe una valoració dels valors extrems per separat, per tal d'evitar que els valors d'un sexe amaguin informació rellevant a l'altra

```
dades_homes <- dades[dades$sex=="Home",]
dades_dones <- dades[dades$sex=="Dona",]

var_out_dones <- c()
for (i in c(1,3:ncol(dades))){
  outl_dones <- boxplot.stats(dades_dones[,i])$out
  if (!length(outl_dones)==0){var_out_dones <- c(var_out_dones, i)}
}
print(names(dades_dones)[var_out_dones])

## [1] "trtbps"    "chol"      "fbs"       "thalachh"  "exng"      "oldpeak"   "caa"
## [8] "thall"
```

```
var_out_homes <- c()
for (i in c(1,3:ncol(dades))){
  outl_homes <- boxplot.stats(dades_homes[,i])$out
  if (!length(outl_homes)==0){var_out_homes <- c(var_out_homes, i)}
}
print(names(dades_homes)[var_out_homes])

## [1] "trtbps"    "fbs"       "thalachh"  "oldpeak"   "caa"       "thall"
```

Així com en l'estudi conjunt trobavem valors extrems a les variables trtbps, chol, thalachh i oldpeak, quan estudiem els sexes per separat varien aquests resultats. Per les dones no hi ha variació en quant a variables,

donat que la variable exng en ser discreta no la podem considerar, i pels homes no hi haurà valors extrems per la variable chol.

Revisem els registres que contenen valors extrems considerant dues desviacions estàndar i comptem quants registres es veuen afectats per outliers, considerant les dades de forma global i separant per sexes

```
print(paste("Número d'outliers considerant les dades de forma global:",
            count(dades[outliers > 0,])))
```

```
## [1] "Número d'outliers considerant les dades de forma global: 49"
```

```
print(paste("Número d'outliers en dones considerant les dades de forma global:",
            count(dades[c(outliers > 0 & dades$sex=="Dona"),])))
```

```
## [1] "Número d'outliers en dones considerant les dades de forma global: 19"
```

```
print(paste("Número d'outliers en homes considerant les dades de forma global:",
            count(dades[c(outliers > 0 & dades$sex=="Home"),])))
```

```
## [1] "Número d'outliers en homes considerant les dades de forma global: 30"
```

```
trtbps_outliers_d <- abs(scale(dades_dones$trtbps)) > 2
chol_outliers_d <- abs(scale(dades_dones$chol)) > 2
thalachh_outliers_d <- abs(scale(dades_dones$thalachh)) > 2
oldpeak_outliers_d <- abs(scale(dades_dones$oldpeak)) > 2

outliers_dones <- trtbps_outliers_d + chol_outliers_d + thalachh_outliers_d + oldpeak_outliers_d
print(paste("Número d'outliers en dones:", count(dades_dones[outliers_dones > 0,])))
```

```
## [1] "Número d'outliers en dones: 17"
```

```
trtbps_outliers_h <- abs(scale(dades_homes$trtbps)) > 2
thalachh_outliers_h <- abs(scale(dades_homes$thalachh)) > 2
oldpeak_outliers_h <- abs(scale(dades_homes$oldpeak)) > 2

outliers_homes <- trtbps_outliers_h + thalachh_outliers_h + oldpeak_outliers_h
print(paste("Número d'outliers en homes:", count(dades_homes[outliers_homes > 0,])))
```

```
## [1] "Número d'outliers en homes: 25"
```

Podem extreure una primera conclusió sobre la importància de tractar les dades per separat donat que es reduïx el número d'outliers. Tractar les dades conjuntament implicaria fer un tractament de les dades errònia i descartar registres o imputar valors de forma equivocada, a banda de que ens facilita una primera informació al respecte dels diferents valors observats en funció de si es tracta de dones o d'homes.

Per tal de decidir si realment els valors trobats són erronis cal tenir un coneixement ampli del tipus de dades i de si els valors que estem identificant són relament erronis. Per altra banda, amb una mostra de 302 registres si 41 tenen dades errònies, hauríem de considerar que hi ha hagut massa errors en la recolecció de les dades i la mostra no és gaire útil. Per tant, considerarem que valors detectats són correctes i continuarem l'anàlisi sense imputar nous valors, tenint present que aquest és un exercici teòric i que en un cas real hauríem de consultar amb els experts per tal de validar quin és el tractament correcte.



## 6 Anàlisi de les dades

Selecció dels grups de dades que es volen analitzar/comparar (p. e., si es volen comparar grups de dades, quins són aquests grups i quins tipus d'anàlisi s'aplicaran?).

Com ja s'ha comentat, l'objectiu de l'estudi és la comparació de les dades existents entre homes i dones per tal de valorar la diferent incidència que puguin tenir els resultats de les proves en el fet de patir una cardiopatia.

Ja hem vist que el tractament diferenciat ens porta a detectar valors extrems diferents en el cas d'homes i de dones.

```
dades_acp_dones <- prcomp(dades_dones[,c(1,3:ncol(dades_dones))], center = TRUE, scale = TRUE)
print("ACP dones:")
```

```
## [1] "ACP dones:"
```

```
summary(dades_acp_dones)
```

```
## Importance of components:
##              PC1      PC2      PC3      PC4      PC5      PC6      PC7
## Standard deviation    1.9353 1.2488 1.1511 1.05246 1.00397 0.95263 0.91461
## Proportion of Variance 0.2881 0.1200 0.1019 0.08521 0.07753 0.06981 0.06435
## Cumulative Proportion 0.2881 0.4081 0.5100 0.59522 0.67276 0.74257 0.80691
##              PC8      PC9      PC10     PC11     PC12     PC13
## Standard deviation    0.87141 0.69795 0.63454 0.55813 0.54281 0.5048
## Proportion of Variance 0.05841 0.03747 0.03097 0.02396 0.02266 0.0196
## Cumulative Proportion 0.86532 0.90280 0.93377 0.95773 0.98040 1.0000
```

```
ev = get_eig(dades_acp_dones); ev
```

```
##      eigenvalue variance.percent cumulative.variance.percent
## Dim.1   3.7455634      28.812026          28.81203
## Dim.2   1.5595211      11.996316          40.80834
## Dim.3   1.3251408      10.193391          51.00173
## Dim.4   1.1076699       8.520538          59.52227
## Dim.5   1.0079545       7.753496          67.27577
## Dim.6   0.9075065       6.980819          74.25659
## Dim.7   0.8365109       6.434699          80.69129
## Dim.8   0.7593494       5.841149          86.53243
## Dim.9   0.4871390       3.747223          90.27966
## Dim.10  0.4026351       3.097193          93.37685
## Dim.11  0.3115098       2.396230          95.77308
## Dim.12  0.2946376       2.266443          98.03952
## Dim.13  0.2548619       1.960476         100.00000
```

```
dades_acp_homes <- prcomp(dades_homes[,c(1,3:ncol(dades_homes))], center = TRUE, scale = TRUE)
print("ACP homes:")
```

```
## [1] "ACP homes:"
```

```
summary(dades_acp_homes)
```

```
## Importance of components:
##               PC1      PC2      PC3      PC4      PC5      PC6      PC7
## Standard deviation    1.7966 1.2412 1.12198 1.0268 0.99126 0.94694 0.91272
## Proportion of Variance 0.2483 0.1185 0.09683 0.0811 0.07558 0.06898 0.06408
## Cumulative Proportion 0.2483 0.3668 0.46364 0.5447 0.62032 0.68929 0.75338
##               PC8      PC9      PC10     PC11     PC12     PC13
## Standard deviation    0.87956 0.80828 0.76272 0.67198 0.64432 0.57508
## Proportion of Variance 0.05951 0.05026 0.04475 0.03474 0.03193 0.02544
## Cumulative Proportion 0.81289 0.86314 0.90789 0.94263 0.97456 1.00000
```

S'aprecia una diferència entre el resultat pels homes i per les dones, sent força significativa la diferència de la primera component principal, amb un valor un de quasi un 4% més per les dones.

En quan a la interpretació del resultat, er les dones les dues primeres components principals expliquen el 40,81% de la variància, mentre que pels homes acumulen 36,68%, però la participació de les diferents components principals està força repartida, necessitant fins 9 per les dones i 10 pels homes per arribar al 90%.

Com a criteri de selecció considerarem les components amb una variància superior a 1

```
var_dades_acp_dones <- dades_acp_dones$sdev ^ 2
print(var_dades_acp_dones)
```

```
## [1] 3.7455634 1.5595211 1.3251408 1.1076699 1.0079545 0.9075065 0.8365109
## [8] 0.7593494 0.4871390 0.4026351 0.3115098 0.2946376 0.2548619
```

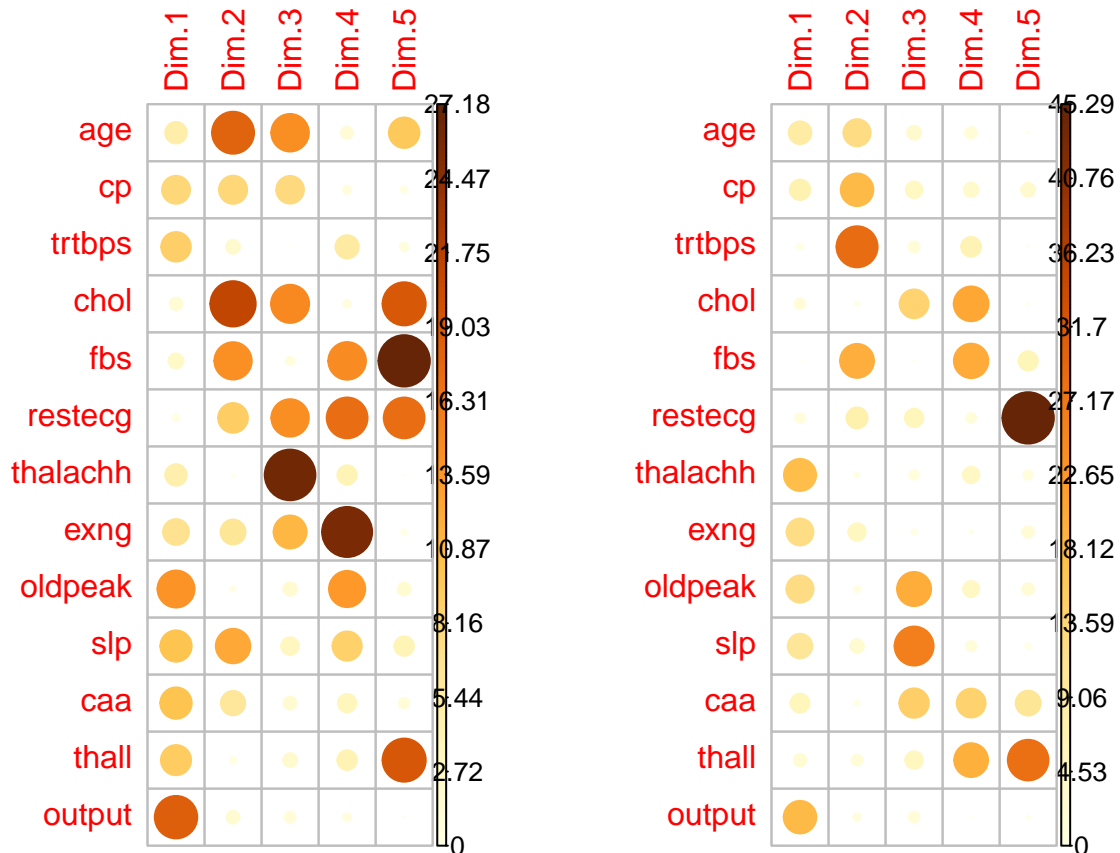
```
var_dades_acp_homes <- dades_acp_homes$sdev ^ 2
print(var_dades_acp_homes)
```

```
## [1] 3.2278984 1.5405512 1.2588347 1.0542459 0.9826044 0.8966912 0.8330578
## [8] 0.7736301 0.6533156 0.5817416 0.4515623 0.4151547 0.3307122
```

Per tant, considerarem les 5 primeres per les dones i les 4 primeres pels homes. De totes maneres, revisarem la importància de cada variable a les 5 primeres components principals diferenciant per sexes

```
var_dones <- get_pca_var(dades_acp_dones)
var_homes <- get_pca_var(dades_acp_homes)

par(mfrow = c(1,2))
corrplot(var_dones$contrib[,1:5], is.corr=FALSE)
corrplot(var_homes$contrib[,1:5], is.corr=FALSE)
```



De forma visual es pot apreciar que hi ha diferències en quant a la importància de cada variable en la contribució a les 5 primeres components principals, per tant podem considerar que a l'hora de seleccionar les variables a estudiar serà important diferenciar entre els dos sexes.

Comprovació de la normalitat i homogeneïtat de la variància.

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

## 7 Conclusions

A partir dels resultats obtinguts, quines són les conclusions?

Els resultats permeten respondre al problema?