TP2

Rémi Taniel

13/12/2019

Introduction

On commence tout d'abord par charger les données dans une variable data :

```
data = as.data.frame(readxl::read_xls('debitmetrie.xls'))
```

On propose de regarder à quoi ressemble nos données :

```
head(data)
```

```
##   id resul  fig  fid  fpg  fpd  tpg  tpd carg card
## 1  1  2.00 74.9 76.7 91.0 93.6 87.2 91.3 78.0 88.0
## 2  2  2.50 80.3 80.8 82.3 90.3 80.8 89.6 76.9 82.5
## 3  3  1.70 77.8 77.4 79.8 90.0 84.3 83.4 77.3 69.4
## 4  4  3.75 74.8 72.9 78.8 77.1 93.4 85.8 89.3 81.2
## 5  5  2.00 81.2 82.0 80.6 79.4 79.6 91.1 75.4 78.3
## 6  6  4.00 88.8 90.2 93.3 95.1 87.7 88.4 89.8 95.8
```

On remarque que toutes nos variables sont des variables qualitatives, seule la variable id n'est pas à prendre à compte dans notre analyse, pour l'enlever on décide de l'utiliser pour nommer nos lignes :

```
data <- data[,-1]
head(data)
```

```
##   resul  fig  fid  fpg  fpd  tpg  tpd carg card
## 1  2.00 74.9 76.7 91.0 93.6 87.2 91.3 78.0 88.0
## 2  2.50 80.3 80.8 82.3 90.3 80.8 89.6 76.9 82.5
## 3  1.70 77.8 77.4 79.8 90.0 84.3 83.4 77.3 69.4
## 4  3.75 74.8 72.9 78.8 77.1 93.4 85.8 89.3 81.2
## 5  2.00 81.2 82.0 80.6 79.4 79.6 91.1 75.4 78.3
## 6  4.00 88.8 90.2 93.3 95.1 87.7 88.4 89.8 95.8
```

Question 1

On décide de proposer des statistiques univariées pour chacune de nos variables, dans un premier temps, on utilise la fonction suivante :

```r
summary(data)
```

```
##      resul            fig             fid             fpg
##  Min.   :0.000   Min.   :45.00   Min.   :54.00   Min.   :47.00
##  1st Qu.:1.800   1st Qu.:74.80   1st Qu.:75.90   1st Qu.:77.75
##  Median :2.500   Median :81.50   Median :82.00   Median :82.00
##  Mean   :2.349   Mean   :79.57   Mean   :80.96   Mean   :80.68
##  3rd Qu.:2.900   3rd Qu.:87.50   3rd Qu.:88.50   3rd Qu.:86.40
##  Max.   :4.000   Max.   :93.90   Max.   :98.20   Max.   :93.70
##                                                  NA's   :2
##       fpd             tpg             tpd             carg
##  Min.   :59.00   Min.   :53.00   Min.   :61.00   Min.   :45.00
##  1st Qu.:79.20   1st Qu.:76.20   1st Qu.:80.53   1st Qu.:69.00
##  Median :83.20   Median :83.80   Median :85.90   Median :75.30
##  Mean   :83.37   Mean   :81.21   Mean   :84.19   Mean   :74.79
##  3rd Qu.:90.05   3rd Qu.:87.45   3rd Qu.:89.88   3rd Qu.:82.40
##  Max.   :95.30   Max.   :94.70   Max.   :99.80   Max.   :98.90
##  NA's   :2       NA's   :2       NA's   :3
##       card
##  Min.   :50.20
##  1st Qu.:71.45
##  Median :79.60
##  Mean   :77.60
##  3rd Qu.:84.00
##  Max.   :99.00
##  NA's   :2
```

On remarque que pour plusieurs variables (`fpg`, `fpd`, `tpg`, `tpd`, `card`) nous avons des données manquantes, il faudra y faire attention lors de nos prochaines analyses, Pour chacune de nos variables on décide de

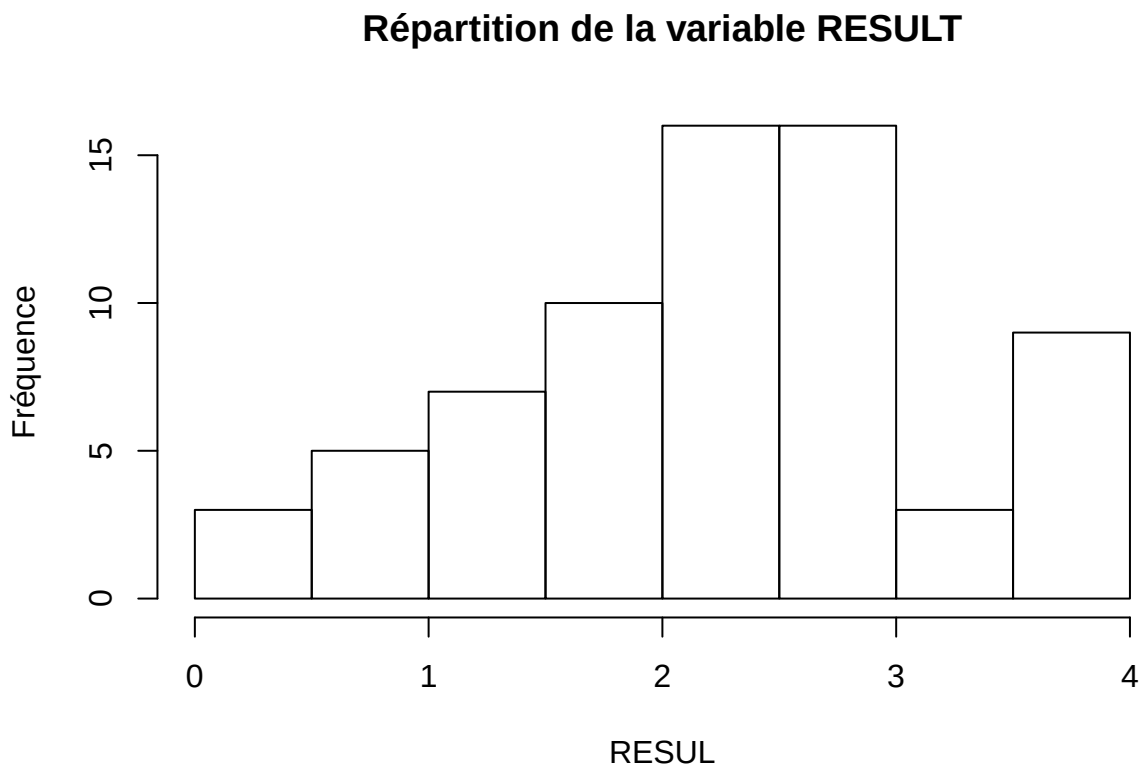
```r
stats = apply(data, 2, function(col) {
  nb_obs = length(na.omit(col))
  nb_na = length(col[is.na(col)])
  min = min(col, na.rm = TRUE)
  max = max(col, na.rm = TRUE)
  mean = mean(col, na.rm = TRUE)
  sd = sd(col, na.rm = TRUE)

  return(c(nb_obs, nb_na, min, max, mean, sd))
})
row.names(stats) = c('Nb obs.', 'Nb NA', 'Min', 'Max', 'Moyenne', 'Ecart type')
knitr::kable(round(t(stats), 3), format = 'markdown', align = 'r')
```

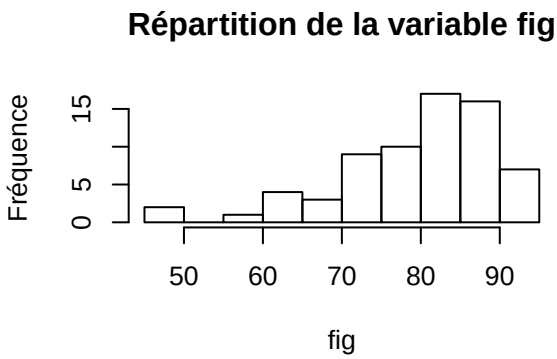
	Nb obs.	Nb NA	Min	Max	Moyenne	Ecart type
resul	69	0	0.0	4.0	2.349	0.979
fig	69	0	45.0	93.9	79.565	10.015
fid	69	0	54.0	98.2	80.964	9.745
fpg	67	2	47.0	93.7	80.676	8.876
fpd	67	2	59.0	95.3	83.370	8.006
tpg	67	2	53.0	94.7	81.207	8.890
tpd	66	3	61.0	99.8	84.192	8.811
carg	69	0	45.0	98.9	74.794	10.817

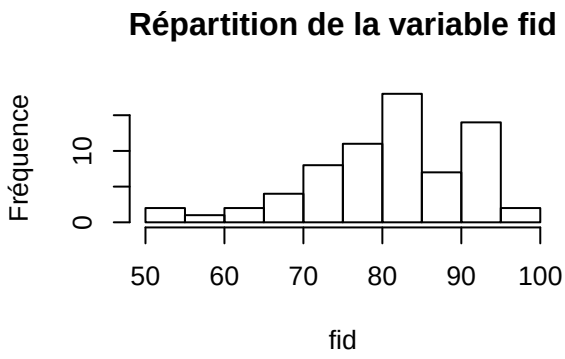
	Nb obs.	Nb NA	Min	Max	Moyenne	Ecart type
card	67	2	50.2	99.0	77.604	10.093

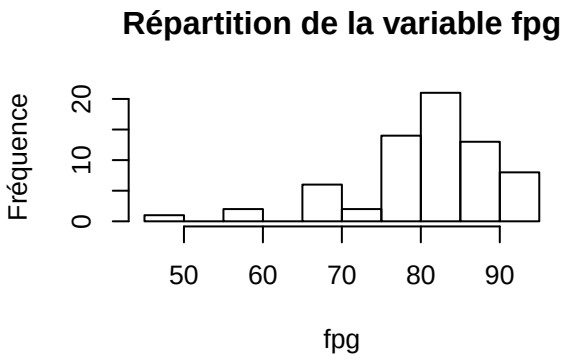
```
hist(data$resul, xlab = 'RESUL', ylab = 'Fréquence', main = 'Répartition de la variable RESULT')
```

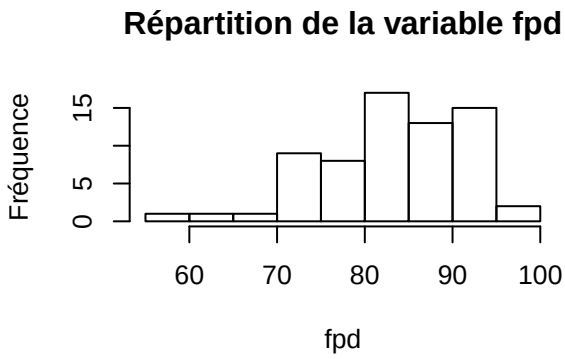


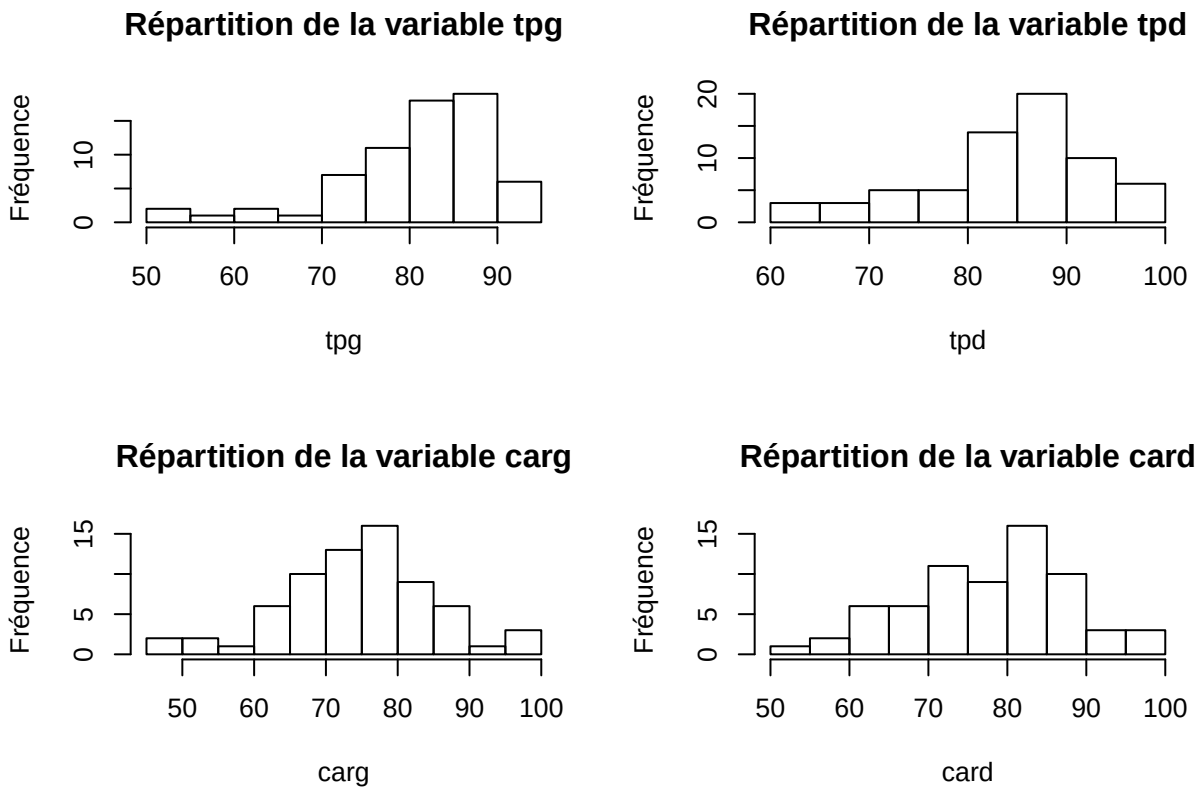

```
par(mfrow = c(2,2))
for(i in 2:ncol(data)) {
  hist(data[,i], xlab = names(data)[i], ylab = 'Fréquence', main = paste('Répartition de la variable', n
}
```


Répartition de la variable fig
Fréquence
0
5
15
50
60
70
80
90
fig


Répartition de la variable fid
Fréquence
0
10
50
60
70
80
90
100
fid


Répartition de la variable fpg
Fréquence
0
10
20
50
60
70
80
90
fpg


Répartition de la variable fpd
Fréquence
0
5
15
60
70
80
90
100
fpd



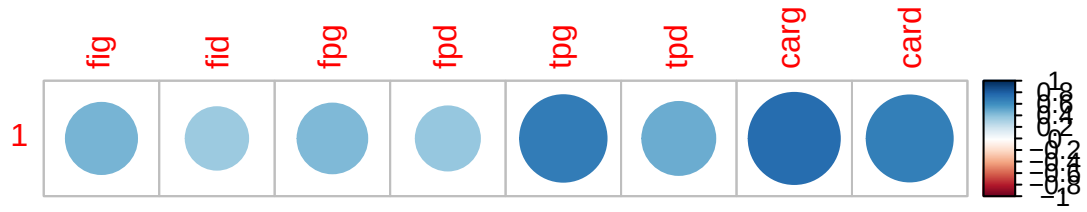
Question 2

On décide ensuite de trouver les variables les plus corrélées avec la variable `RESUL` qui represente le résultat du test cognitif, pour cela nous allons utiliser un nuage de point :

```
library(corrplot)
```

```
## corrplot 0.84 loaded
```

```
corrplot::corrplot(cor(data$resul, data[,-1], use = 'pairwise.complete.obs'))
```



Les variables les plus corrélées avec la variable `RESUL` sont les variables :

- `tpg` représentant le débit dans
- `carg` représentant le débit dans la carotide gauche
- `card` représentant le débit dans la carotide droite

Les valeurs précises sont obtenus grâce à la fonction suivante :

```
cor(data$resul, data[,-1], use = 'pairwise.complete.obs')
```

```
##            fig       fid       fpg       fpd       tpg       tpd      carg
## [1,] 0.4683541 0.3607721 0.4494765 0.3800304 0.6920652 0.4924288 0.7681647
##           card
## [1,] 0.6844961
```

Maintenant, on décide de présenter les statistiques bivariées de la variable `RESUL` par rapport aux autres variables :

```
par(mfrow = c(2,2))
for(i in 2:ncol(data)) {
  plot(data[,1], data[,i], xlab = 'RESULT', ylab = names(data)[i])
}
```

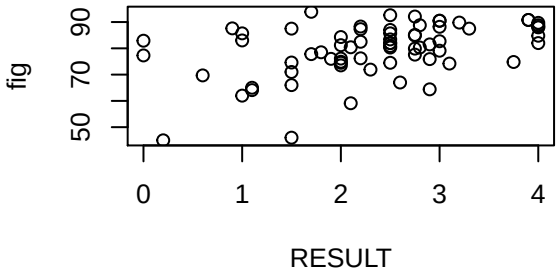
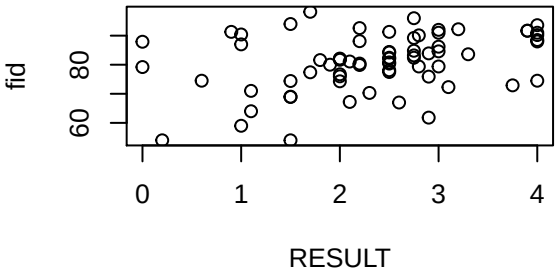
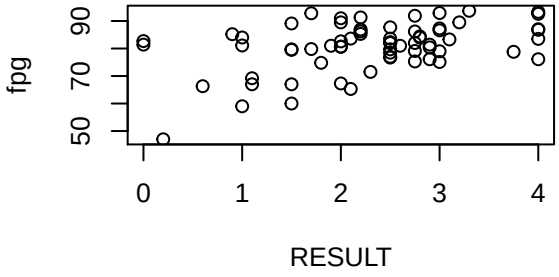
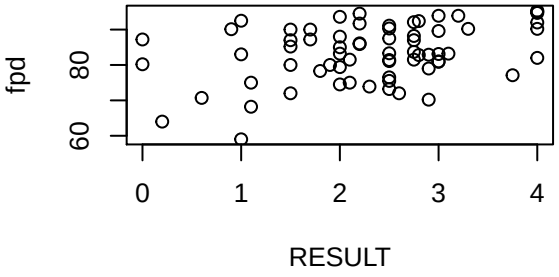
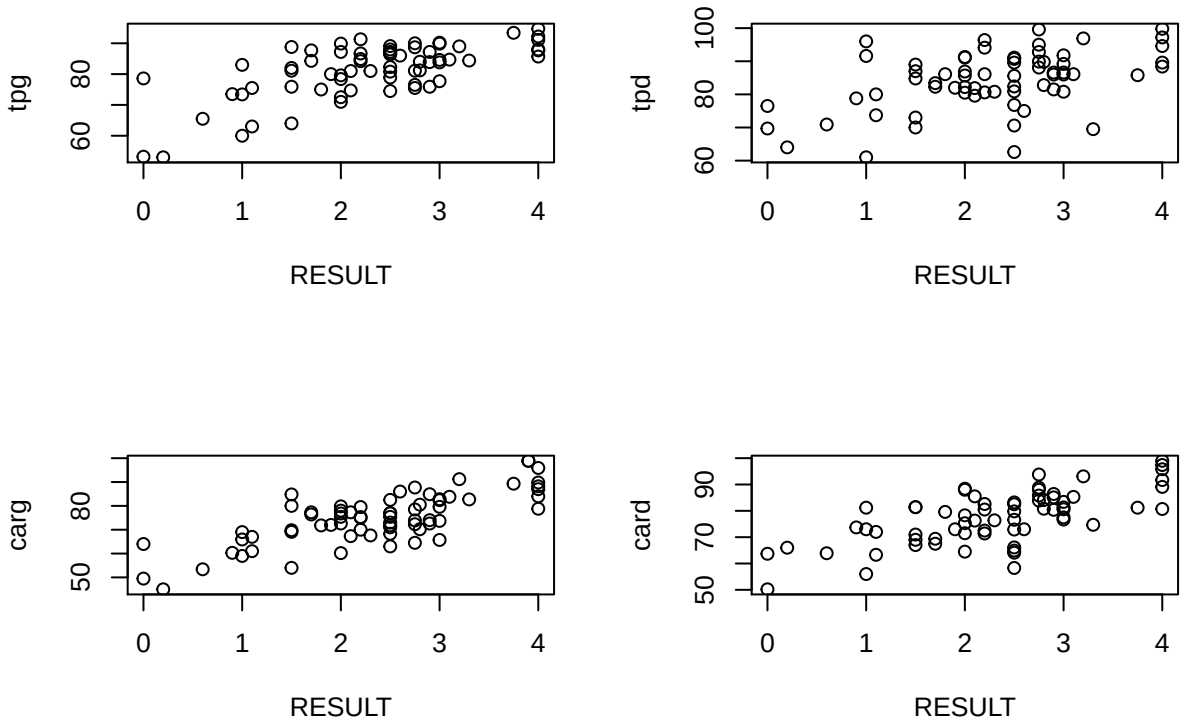


fig
50
70
90
0
1
2
3
4
RESULT


fid
60
80
0
1
2
3
4
RESULT


fpg
50
70
90
0
1
2
3
4
RESULT


fpd
60
80
0
1
2
3
4
RESULT



Question 3

On réalise maintenant le modèle de régression linéaire simple entre la variable `RESUL` et la variable `card`, pour cela, on utilise la fonction `lm` :

```
model = lm(resul~card, data = data)
```

Qualité du modèle

On explore les propriétés de notre modèle linéaire en appliquant la fonction `summary` :

```
summary(model)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = resul ~ card, data = data)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.53579 -0.36168  0.03938  0.43687  1.49658
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
```

```
## (Intercept) -2.721895   0.669305  -4.067 0.000131 ***
## card         0.064750   0.008554   7.570  1.7e-10 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.7014 on 65 degrees of freedom
##   (2 observations deleted due to missingness)
## Multiple R-squared:  0.4685, Adjusted R-squared:  0.4604
## F-statistic:  57.3 on 1 and 65 DF,  p-value: 1.695e-10
```

On a un r^2 égal à 46,85%, c'est à dire que la variable `card` explique 46.85% de l'information de la variable `RESUL`, notre modèle est donc de bonne qualité, ce qui n'est pas illogique vu que le coefficient de corrélation entre ces 2 variables est de 0.6844961

Validité du modèle

On décide maintenant de vérifier la validité de notre modèle, pour cela on dispose de trois critères :

- La normalité des résidus
- L'indépendance des résidus
- L'homoscédasticité des résidus

Normalité des résidus

La normalité des résidus est vérifié par le test de Shapiro grâce à la fonction :

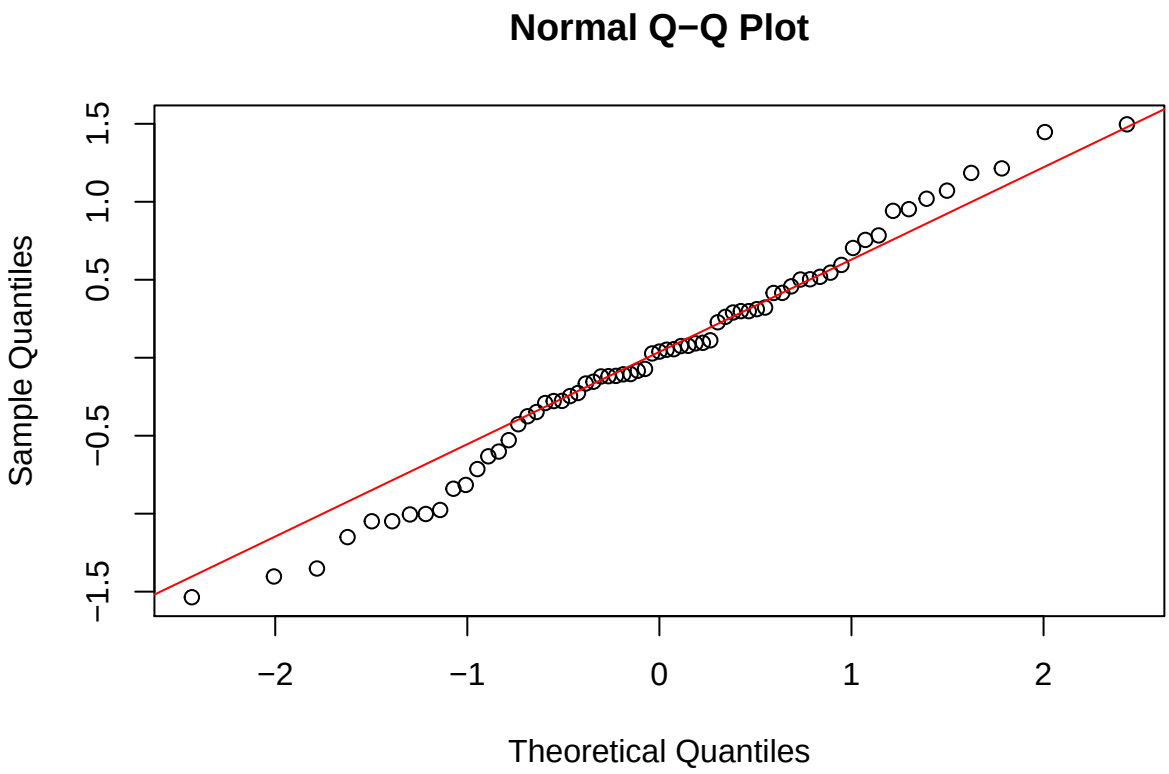
```r
shapiro.test(model$residuals)
```

```
##
##  Shapiro-Wilk normality test
##
## data:  model$residuals
## W = 0.98626, p-value = 0.6702
```

La p-value étant de 0.6702, elle est donc supérieure à 0.05, donc on ne rejette pas l'hypothèse

On peut également tracer le graphique suivant pour vérifier la normalité des résidus :

```r
qqnorm(model$residuals)
qqline(model$residuals, col = 'red')
```



Indépendance des résidus

Pour tester l'indépendance des résidus, on utilise cette fois le test de Durbin-Watson :

```
library(lmtest)
```

```
## Loading required package: zoo
```

```
##
## Attaching package: 'zoo'
```

```
## The following objects are masked from 'package:base':
##
##     as.Date, as.Date.numeric
```

```
dwtest(model)
```

```
##
##  Durbin-Watson test
##
## data:  model
## DW = 1.6466, p-value = 0.06891
## alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

Tout comme le test précédent, la p-value est supérieure à 0.05 donc on ne rejette pas l'hypothèse

Homoscédasticité des résidus

Afin de vérifier l'homoscédasticité des résidus on utilise le test de Breusch-Pagan :

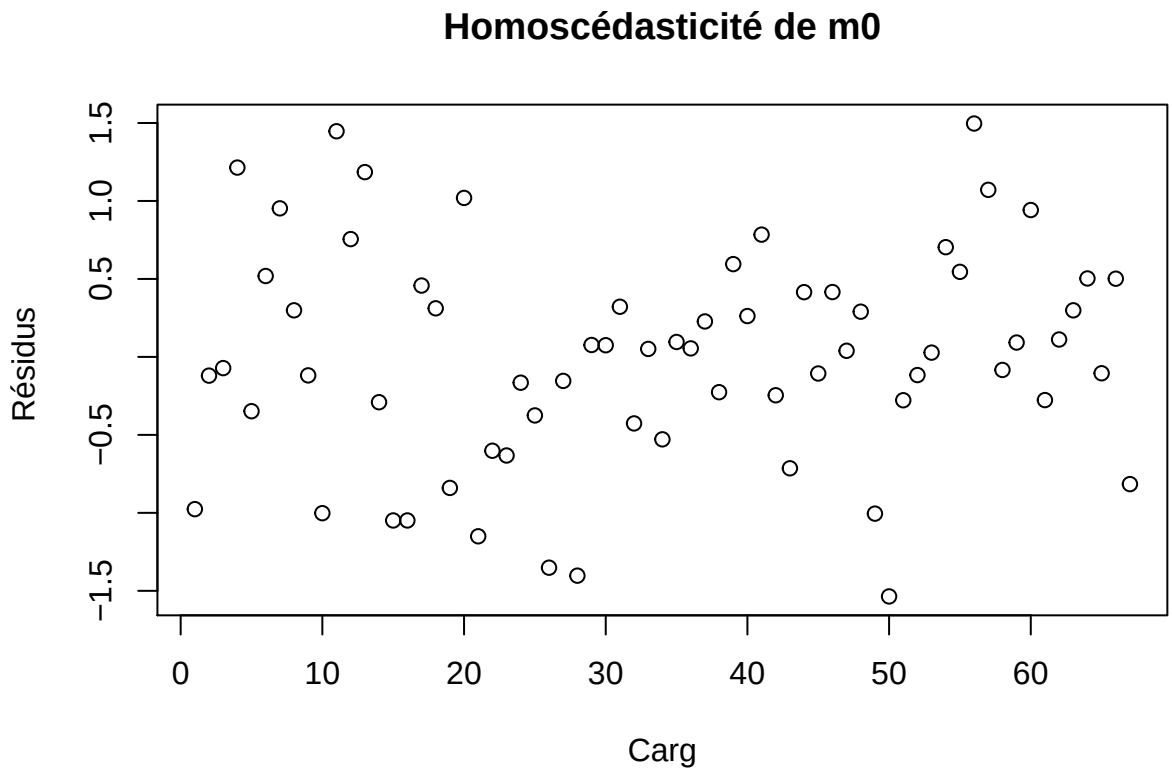
```
bptest(model)
```

```
##
##  studentized Breusch-Pagan test
##
## data:  model
## BP = 2.3314, df = 1, p-value = 0.1268
```

Comme les 2 précédents tests, la p-value est supérieure à 0.05 donc on ne rejette pas l'hypothèse

Ceci est confirmé par le graphique suivant :

```
plot(model$residuals, xlab = "Carg", ylab = "Résidus ", main = "Homoscédasticité de m0")
```



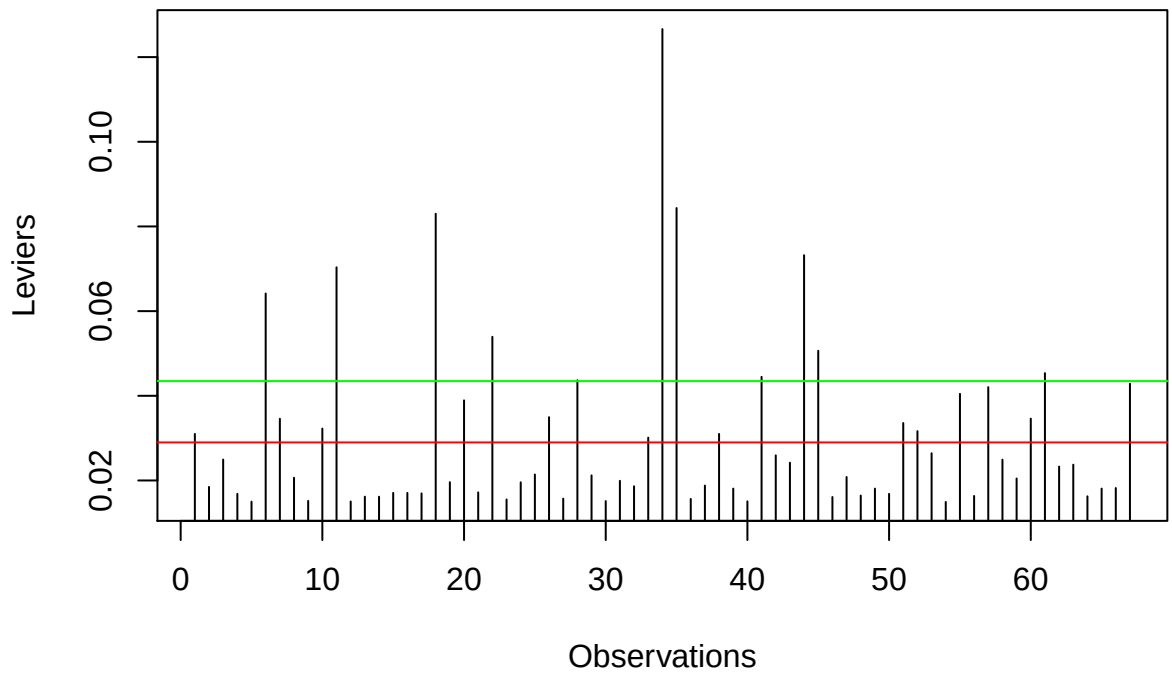
Influence des observations

On décide d'étudier l'influence des observations sur l'estimation du modèle, pour cela on utilise le code suivant :

```r
influence = lm.influence(model)
str(influence)
```

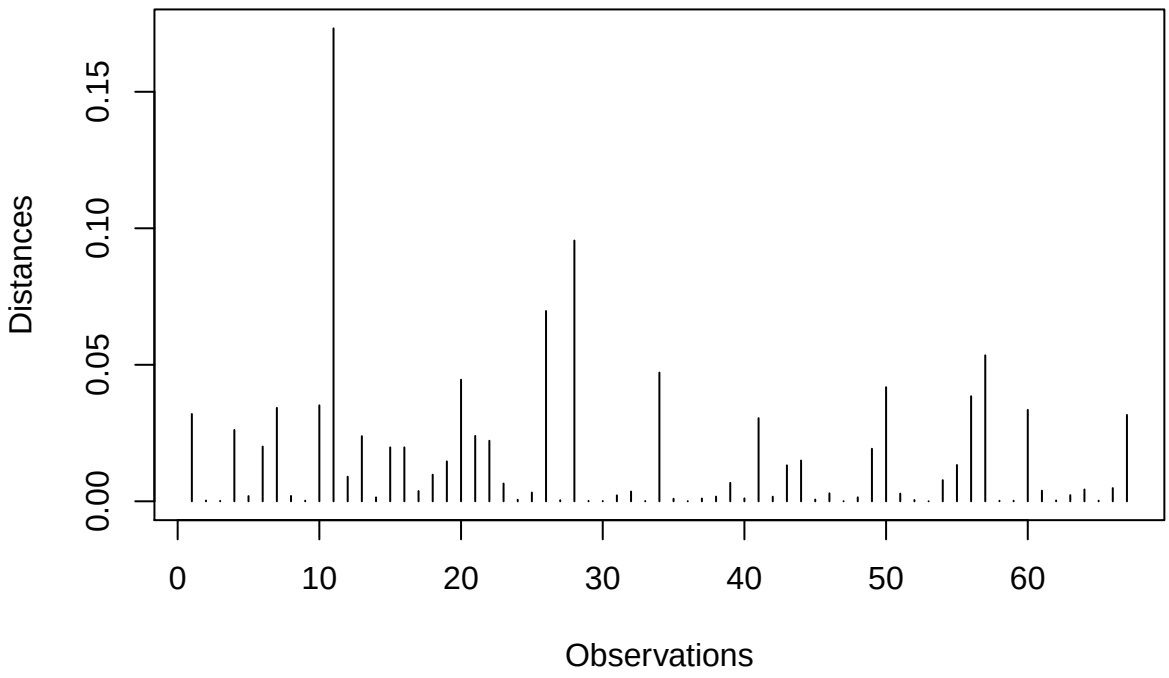
```
## List of 4
##  $ hat         : Named num [1:67] 0.031 0.0185 0.0249 0.0168 0.015 ...
##   ..- attr(*, "names")= chr [1:67] "1" "2" "3" "4" ...
##  $ coefficients: num [1:67, 1:2] 0.10583 0.00508 -0.00807 -0.03282 -0.00244 ...
##   ..- attr(*, "dimnames")=List of 2
##   .. ..$ : chr [1:67] "1" "2" "3" "4" ...
##   .. ..$ : chr [1:2] "(Intercept)" "card"
##  $ sigma       : Named num [1:67] 0.696 0.707 0.707 0.69 0.705 ...
##   ..- attr(*, "names")= chr [1:67] "1" "2" "3" "4" ...
##  $ wt.res      : Named num [1:67] -0.9761 -0.12 -0.0717 1.2142 -0.348 ...
##   ..- attr(*, "names")= chr [1:67] "1" "2" "3" "4" ...
```

```r
plot(influence$hat, xlab = 'Observations', ylab = 'Leviers', type = 'h')
abline(h = 2/nrow(data), col = 'red')
abline(h = 3/nrow(data), col = 'green')
```



Puis un graphique représentant les distances de Cook :

```r
plot(cooks.distance(model), xlab = 'Observations', ylab = 'Distances', type = 'h')
```



Validation croisée

Pour calculer le PRESS, on utilise la fonction suivante :

```
press = sum((model$residuals / (1 - influence$hat))^2)
press
```

```
## [1] 34.05903
```

On peut également calculer le REMSEP :

```
sqrt((1 / length(model$residuals)) * press)
```

```
## [1] 0.7129823
```

Autres

Réaliser la même analyse sur la base us_crime.txt afin d'expliquer la variable R (taux de criminalité) a partir de la variable Ed (education)

Question 4