Université de Lille

Faculté des sciences économiques et sociales

DEVOIR N°1 DE LA METHODE D'ESTIMATION

ANNEE UNIVERSITAIRE 2022-2023

NOM ET PRENOM :AFADONOU kokouvi

FORMATION : MASTER 1 – ECONOMIE APPLIQUEE PARCOURS CEPOPP

CHARGE DU COURS : Stéphane vigeant, Professeur des universités CNU : SECTION 05 - SCIENCES ECONOMIQUES

PRESENTATION DES 5 VARIABLES EXPLICATIVES UTILISEES DANS CE MODEL

SOIT :

X1 est considérée comme une constante

X 2 = le prix du poulet

X3 = le revenu

X4 = Indice de prix des autres produits de la boucherie

X5 = le prix de la sauce au maroilles

La variable à expliquer est la consommation du poulet notée Y.

Nous sommes amenés à mesurer l'effet global ou individuel de ces 5 variables explicatives sur la consommation de poulet.

Il est à noter que nous travaillons sur un échantillon de 481 observations avec 5 variables explicatives et une constante.

L'unité de mesure est en logarithme.

1) A- PRESENTATION DE LA STATISTIQUE DESCRIPTIVE DE NOTRE ECHANTILLON.

```
Console   Background Jobs
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/COURS 2022-2023/METHODE D'ESTIMATION/
> summary(X)
       x1           x2               x3              x4                 x5        
 Min.   :1   Min.   :0.0670   Min.   :0.046   Min.   :0.00350   Min.   :0.0914  
 1st Qu.:1   1st Qu.:0.1260   1st Qu.:0.086   1st Qu.:0.01900   1st Qu.:0.1979  
 Median :1   Median :0.1510   Median :0.104   Median :0.03590   Median :0.2316  
 Mean   :1   Mean   :0.1562   Mean   :0.113   Mean   :0.04638   Mean   :0.2245  
 3rd Qu.:1   3rd Qu.:0.1790   3rd Qu.:0.132   3rd Qu.:0.06170   3rd Qu.:0.2526  
 Max.   :1   Max.   :0.4950   Max.   :0.361   Max.   :0.32740   Max.   :0.8145  
> 
```

```
R 4.2.2 · C:/Users/A
> sd(x1)
[1] 0
> sd(x2)
[1] 0.04711415
> sd(x3)
[1] 0.04172624
> sd(x4)
[1] 0.0404724
> sd(x5)
[1] 0.05159455
> 
```

X1 est une constante dont nous n'avons pas besoin d'interpréter sa statistique descriptive.

X2 : le prix du poulet en unité logarithmique

A partir de ce tableau, on peut dire que le prix minimal du poulet est de 0.067, le prix moyen est de 0.1562 et le prix maximal est de 0.495 avec un écart type de 0.0471

X3 : le revenu en unité logarithme

Ce tableau nous montre que le revenu minimal est de 0.046, le revenu moyen est de 0.113 et le revenu maximal est de 0.361 avec un écart type de 0.4172

X4 : Indice de prix des autres produits de la boucherie en unité logarithme.

La statistique descriptive des variables montre que le minimum d'indice de prix des autres produits de la boucherie est de 0.0035 contre 0.04638 en moyenne et 0.3274 au maximum avec un écart type de 0.0404

X5 : Le prix de la sauce au maroilles en unité logarithme

L'analyse de la statistique descriptive montre que le prix minimal de la sauce au maroilles est de 0.0914 dont le prix moyen est 0.2245 et le prix maximal est 0.8145 avec un écart type de 0.0515.

CALCUL DE LA CORRELATION ENTRE LES VARIABLES.

```
Console   Background Jobs
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/COURS 2022-2023/METHODE D'ESTIMATION/
> cor(X)
   x1           x2         x3           x4         x5
x1  1           NA         NA           NA         NA
x2 NA  1.000000000  0.8222372 -0.004711947 -0.1370679
x3 NA  0.822237222  1.0000000  0.371791113 -0.4619608
x4 NA -0.004711947  0.3717911  1.000000000 -0.3960831
x5 NA -0.137067865 -0.4619608 -0.396083124  1.0000000
Warning message:
In cor(X) : l'écart type est nul
> 
```

Sur la diagonale principale, on a que des « 1 », ce qui est raisonnable car c'est une corrélation entre les mêmes variables.

La corrélation entre « x1 » et les autres variables explicatives est « NA », ce qui confirme que x1 est une constante donc exogène au modèle.

Corrélation entre x2 et x3 : Il y a une corrélation positive forte entre ces deux variables (0.82).
Corrélation entre x2 et x4 : Il y a une corrélation négative mais faible entre ces deux variables (-0.0047).
Corrélation entre x2 et x5 : Il y a une corrélation négative mais faible entre ces deux variables (-0.137).
Corrélation entre x3 et x4 : Il y a une corrélation positive mais faible entre ces deux variables (0.371).
Corrélation entre x3 et x5 : Il y a une corrélation négative mais faible entre ces deux variables (-0.461).
Corrélation entre x4 et x5 : Il y une corrélation négative mais faible entre ces deux variables (-0.396)

En résumé, il y a une forte corrélation positive entre x2 et x3. Les autres variables explicatives sont faiblement corrélées c'est-à-dire inférieur à 0.5
Diagnostique :
Comme x2 et x3 sont fortement corrélées, nous allons vérifier si cette corrélation n'est pas source d'une multi colinéarité car si cela en est ainsi, nous risquons de répéter la même observation deux fois dans le modèle et qui augmentera la variance des paramètres d'où une difficulté dans l'interprétation.

b) Estimation du model par MCO, report des résultats avec des diagnostiques habituels et puis une brêve interprètation econometrique .

Test de significativité des coefficients du modèle.

```
> modelelibre <-lm(yvar~x2+x3+x4+x5)
> summary(modelelibre)

Call:
lm(formula = yvar ~ x2 + x3 + x4 + x5)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-0.5725 -0.1240  0.0014  0.1343  0.5763 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)  1.02911    0.06299  16.338  < 2e-16 ***
x2          -1.48274    0.44145  -3.359 0.000846 ***
x3           1.75796    0.57110   3.078 0.002203 ** 
x4           0.36642    0.28710   1.276 0.202467    
x5          -0.59754    0.21757  -2.746 0.006252 ** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1912 on 476 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1355,	Adjusted R-squared:  0.1283 
F-statistic: 18.66 on 4 and 476 DF,  p-value: 2.943e-14

> 
```

A partir de ce tableau, nous pouvons donner une interprétation statistique et économique des coefficients de chaque variable.

Test sur β2 :

H0 : β2 = 0

H1 : β2 ≠ 0

La probabilité marginale de rejet est 0.000846.

<u>Interprétation statistique :</u>

Ce qui voudrait dire que nous avons 0.08% de chance de dire que beta2 n'explique pas le modèle. Comme ce pourcentage est très petit, nous rejetons l'hypothèse H0 qui dit que beta2 est nul d'où le prix du poulet est statistiquement significatif.

<u>Interprétation économique :</u>

Lorsque le prix du poulet augmente de 1%, la consommation du poulet diminue de 1.48%. Ceci montre qu'il y a une relation inverse entre le prix du poulet et la consommation du poulet.

Test sur β3 :

H0 : β3 = 0

H1 : β3 ≠ 0

La probabilité marginale de rejet est 0.002203.

<u>Interprétation statistique :</u>

Cette probabilité marginale montre que nous avons 0.2% de chance de se tromper et dire que le revenu n'a pas d'effet sur la consommation du poulet. Comme cette probabilité marginale est très petite, nous rejetons l'hypothèse H0, d'où le revenu est statistiquement significatif.

<u>Interprétation économique :</u>

Les résultats nous montrent que lorsque le revenu augmente de 1%, la consommation du poulet augmente de 1.75% par conséquent, nous avons une relation positive entre le revenu et la consommation du poulet.

Test sur β4 :

H0 : β4 = 0

H1 : β4 ≠ 0

La probabilité marginale de rejet est 0.202467.

Interprétation statistique :

Cette probabilité marginale nous montre que nous avons 20.24% de chance de se tromper et dire que l'indice de prix des autres produits de la boucherie n'a pas d'effet sur la consommation du poulet. Comme cette probabilité marginale (0.202467) est très grande, nous ne pouvons pas rejeter H0. Pour le moment, on peut dire que l'indice de prix des autres produits de la boucherie n'est pas statistiquement significatif.

Interprétation économique :

Economiquement, on peut dire que l'indice de prix des autres produits de la boucherie n'a aucun effet sur la consommation du poulet.

Test sur β5 :

H0 : β5 = 0

H1 : β5 ≠ 0

La probabilité marginale de rejet est 0.006252.

Interprétation statistique :

Cette probabilité marginale nous montre que nous avons 0.62% de chance de se tromper et dire que le prix de la sauce au maroilles n'a pas d'effet sur la consommation du poulet, comme cette probabilité marginale est très petite, nous rejetons l'hypothèse H0, par conséquent le prix de la sauce au maroilles est statistiquement significatif.

Interprétation économique :

Cette analyse nous montre que lorsque le prix de la sauce au maroilles augmente de 1%, la consommation du poulet diminue de 0.59% d'où il y a une relation inverse entre le prix de la sauce au maroilles et la consommation du poulet.

Le R carré ajusté est 0.1283, ce qui montre que les paramètres expliquent le modèle à 12.83% par conséquent le modèle est globalement significatif.

c) Test sur β4

Ecrivons le modèle libre sous la forme de :

$$Yvar = \beta 1 + \beta 2x2 + \beta 3x3 + \beta 4x4 + \beta 5x5 + \mu$$

¤ Hypothèse 1 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = -0.2

H1 : β4 ≠ -0.2

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

$$Yvar = \beta 1 + \beta 2x2 + \beta 3x3 - 0.2x4 + \beta 5x5 + \mu$$

$Yvar + 0.2\,x4 = \beta1 + \beta2x2 + \beta3x3 + \beta5x5 + \mu$

Soit $Yvar + 0.2\,x4 = Yx1$

On a : $Yx1 = \beta1 + \beta2x2 + \beta3x3 + \beta5x5 + \mu$ qui est le modèle contraint

Testons ce modèle contraint à partir de deux tests statistiques (Student et Fisher) afin de vérifier si nous pouvons avoir les mêmes résultats.

```
Source

Console   Background Jobs

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # PREMIERE HYPOTHESE beta4=-0.2 CONTRE beta4=/-0.2
> # UTILISONS LE TEST DE FISHER ET DE STUDENT SUR LE MODELE
> q=1
> n=481
> k=5
> beta <- coefficients(modelelibre)
> uhat <- residuals(modelelibre)
> SSR <- t(uhat)%*%uhat
> yx1  <- yvar+0.2*x4
> modelcontraint1 <- lm(yx1~x2+x3+x5)
> uhatc1 <- residuals(modelcontraint1)
> SSRc1 <- t(uhatc1)%*%uhatc1
> Fisherc1 <- ((SSRc1-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc1 <- 1-pf(Fisherc1,q,n-k)
> tstatc1 <- sqrt(Fisherc1) # FISHER ELEVE AU CARRE EST UNE T DE STUDENT
> pvaltc1 <- 2*(1-pt(tstatc1,n-k))
> Fisherc1
         [,1]
[1,] 3.892512
> pvalFisherc1
           [,1]
[1,] 0.04907999
> tstatc1
         [,1]
[1,] 1.972945
> pvaltc1
           [,1]
[1,] 0.04907999
> 
```

Les résultats nous montrent que le test de Student comme celui de Fisher aboutit au même résultat donc à la suite de notre raisonnement, nous allons utiliser uniquement un seul test statistique. La probabilité marginale de rejet est de 0.049 ; ce qui voudrait dire que nous avons 4.9% de chance de se tromper et dire que $\beta4 = -0.2$. Vu que cette probabilité marginale est très petite, nous pouvons rejeter l'hypothèse nul. Le test est significatif lorsque $\beta4$ prend la valeur -0.2

¤ Hypothèse 2 :

Ecriture du test :

$H0 : \beta4 = 0$

$H1 : \beta4 \neq 0$

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

$Yvar = \beta1 + \beta2x2 + \beta3x3 \; 0x4 + \beta5x5 + \mu$

$Yvar = \beta1 + \beta2x2 + \beta3x3 + \beta5x5 + \mu$

Soit $Yvar = Yx2$

On a : $Yx2 = \beta1 + \beta2x2 + \beta3x3 + \beta5x5 + \mu$ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Source

Console    Background Jobs ×

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 2: beta4= 0
> # Utilisation du modèle contraint
> yx2 <- yvar
> modelcontraint2 <- lm(yx2~x2+x3+x5)
> uhatc2 <- residuals(modelcontraint2)
> SSRc2 <- t(uhatc2)%*%uhatc2
> Fisherc2 <- ((SSRc2-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc2 <- 1-pf(Fisherc2,q,n-k)
> Fisherc2
         [,1]
[1,] 1.628976
> pvalFisherc2
          [,1]
[1,] 0.2024671
> |
```

La probabilité marginale est de 0.2024 ce qui voudrait dire que nous avons 20.24% de chance de se tromper et dire que $\beta4 = 0$. Cette probabilité marginale est très grande donc on ne rejette pas l'hypothèse H0. Le test n'est pas significatif lorsque $\beta4$ prend la valeur 0

¤ Hypothèse 3 :

Ecriture du test :

$H0 : \beta4 = 0.2$

$H1 : \beta4 \neq 0.2$

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

$Yvar = \beta1 + \beta2x2 + \beta3x3 + 0.2x4 + \beta5x5 + \mu$

$Yvar-0.2x4 = \beta1 + \beta2x2 + \beta3x3 + \beta5x5 + \mu$

Soit $Yvar-0.2x4 = Yx3$

On a : $Yx3 = \beta1 + \beta2x2 + \beta3x3 + \beta5x5 + \mu$ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Source

Console   Background Jobs ×

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 3 : beta 4 = 0,2
> yx3 <- yvar-0.2*x4
> modelcontraint3 <- lm(yx3~x2+x3+x5)
> uhatc3 <- residuals(modelcontraint3)
> SSRc3 <- t(uhatc3)%*%uhatc3
> Fisherc3 <- ((SSRc3-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc3 <- 1-pf(Fisherc3,q,n-k)
> Fisherc3
          [,1]
[1,] 0.3360312
> pvalFisherc3
          [,1]
[1,] 0.5624034
> 
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.5624, ce qui voudrait dire que nous avons 56.24% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.2. La probabilité marginale de rejet est très grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β4 prend la valeur 0.2.

¤ Hypothèse 4 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 0.4

H1 : β4 ≠ 0.4

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 + 0.4x4 + β5x5 + µ

Yvar-0.4x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar-0.4x4 = Yx4

On a : Yx4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Source

Console   Background Jobs ×

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 4: beta4=0.4
> yx4 <- yvar-0.4*x4
> modelcontraint4 <- lm(yx4~x2+x3+x5)
> uhatc4 <- residuals(modelcontraint4)
> SSRc4 <- t(uhatc4)%*%uhatc4
> Fisherc4 <- ((SSRc4-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc4 <- 1-pf(Fisherc4,q,n-k)
> Fisherc4
           [,1]
[1,] 0.01367718
> pvalFisherc4
          [,1]
[1,] 0.9069494
>
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.9069, ce qui voudrait dire que nous avons 90.69% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.4. La probabilité marginale de rejet est très grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β4 prend la valeur 0.4.

¤ Hypothèse 5 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 0.5

H1 : β4 ≠ 0.5

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

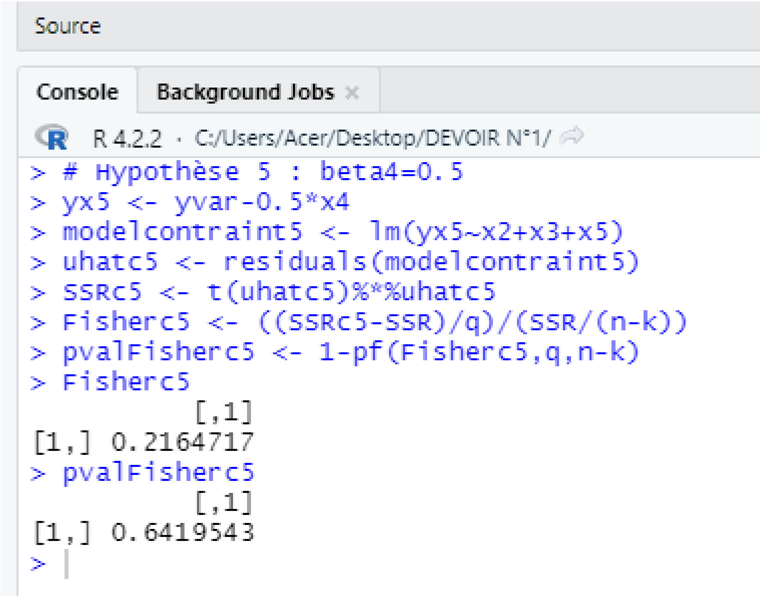
Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 + 0.5x4 + β5x5 + µ

Yvar-0.5x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar-0.5x4 = Yx5

On a : Yx5 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.



```
Source
Console    Background Jobs ×
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 5 : beta4=0.5
> yx5 <- yvar-0.5*x4
> modelcontraint5 <- lm(yx5~x2+x3+x5)
> uhatc5 <- residuals(modelcontraint5)
> SSRc5 <- t(uhatc5)%*%uhatc5
> Fisherc5 <- ((SSRc5-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc5 <- 1-pf(Fisherc5,q,n-k)
> Fisherc5
          [,1]
[1,] 0.2164717
> pvalFisherc5
          [,1]
[1,] 0.6419543
> 
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.6419, ce qui voudrait dire que nous avons 64.19% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.5. La probabilité marginale de rejet est très grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β4 prend la valeur 0.5.

¤ Hypothèse 6 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 0.6

H1 : β4 ≠ 0.6

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

$Yvar = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + 0.6x_4 + \beta_5 x_5 + \mu$

$Yvar - 0.6x_4 = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_5 x_5 + \mu$

Soit $Yvar - 0.6x_4 = Yx6$

On a : $Yx6 = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_5 x_5 + \mu$ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

Source

Console | Background Jobs

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/

```
> # Hypothèse 6 beta4=0.6
> yx6 <- yvar-0.6*x4
> modelcontraint6 <- lm(yx6~x2+x3+x5)
> uhatc6 <- residuals(modelcontraint6)
> SSRc6 <- t(uhatc6)%*%uhatc6
> Fisherc6 <- ((SSRc6-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc6 <- 1-pf(Fisherc6,q,n-k)
> Fisherc6
          [,1]
[1,] 0.6619139
> pvalFisherc6
          [,1]
[1,] 0.4162918
> 
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.4162, ce qui voudrait dire que nous avons 41.62% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.6. La probabilité marginale de rejet est très grande donc on ne rejette pas H0. Le test n’est pas significatif lorsque β4 prend la valeur 0.6.

¤ Hypothèse 7 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 0.8

H1 : β4 ≠ 0.8

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 + 0.8x4 + β5x5 + µ

Yvar-0.8x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar-0.8x4 = Yx7

On a : Yx7 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

Source

Console Background Jobs

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/

```
> # Hypothèse 7 : beta4=0.8
> yx7 <- yvar-0.8*x4
> modelcontraint7 <- lm(yx7~x2+x3+x5)
> uhatc7 <- residuals(modelcontraint7)
> SSRc7 <- t(uhatc7)%*%uhatc7
> Fisherc7 <- ((SSRc7-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc7 <- 1-pf(Fisherc7,q,n-k)
> Fisherc7
         [,1]
[1,] 2.280742
> pvalFisherc7
          [,1]
[1,] 0.1316527
> 
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.1316, ce qui voudrait dire que nous avons 13.16% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.8. La probabilité marginale de rejet est très grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β4 prend la valeur 0.8.

¤ Hypothèse 8 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 1

H1 : β4 ≠ 1

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

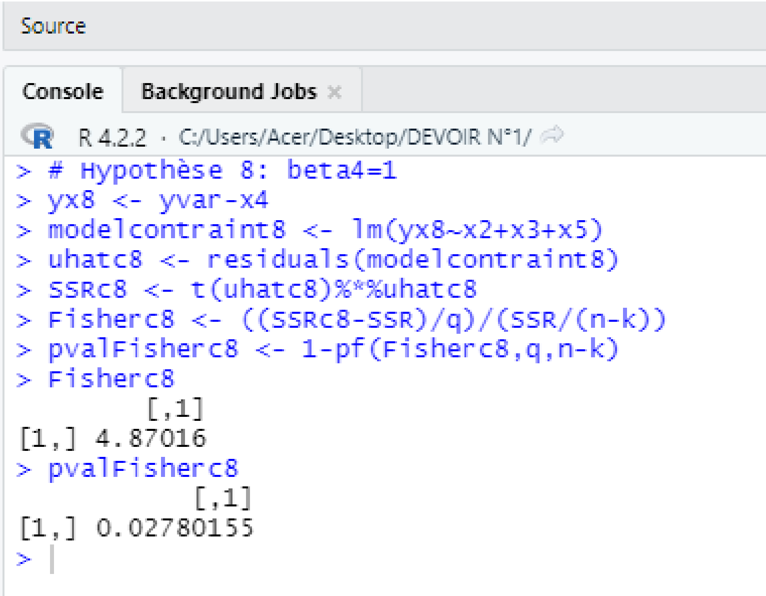
Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 + x4 + β5x5 + µ

Yvar-x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar-x4 = Yx8

On a : Yx8 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.



Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.0278, ce qui voudrait dire que nous avons 2.78% de chance de se tromper et dire que β4 = 1. La probabilité marginale de rejet est très petite donc on rejette H0. Le test est significatif lorsque β4 prend la valeur 1.

¤ Hypothèse 9 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 1.2

H1 : β4 ≠ 1.2

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 +1.2x4 + β5x5 + µ

Yvar-1.2x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar-1.2x4 = Yx9

On a : Yx9 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Source

Console   Background Jobs ×

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 9 : beta 4 = 1.2
> yx9 <- yvar-1.2*x4
> modelcontraint9 <- lm(yx9~x2+x3+x5)
> uhatc9 <- residuals(modelcontraint9)
> SSRc9 <- t(uhatc9)%*%uhatc9
> Fisherc9 <- ((SSRc9-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc9 <- 1-pf(Fisherc9,q,n-k)
> Fisherc9
         [,1]
[1,] 8.430169
> pvalFisherc9
            [,1]
[1,] 0.003861913
> |
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.003861, ce qui voudrait dire que nous avons 0.38% de chance de se tromper et dire que β4 = 1.2. La probabilité marginale de rejet est très petite donc on rejette H0. Le test est significatif lorsque β4 prend la valeur 1.2.

Pour se prononcer sur le fait qu'on peut enlever ou pas la variable x4 dans notre modèle de régression, on doit faire encore d'autre test car les tests précédents montrent qu'à partir de certaines valeurs positives le modèle n'est pas significatif mais au même moment d'autres valeurs positives le rendent significatif.

¤ Hypothèse 10 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = -1

H1 : β4 ≠ -1

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 -1x4 + β5x5 + µ

Yvar+x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar+x4 = Yx10

On a : Yx10 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Source

Console   Background Jobs ×

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 10 : beta 4 = -1
> yx10 <- yvar+1*x4
> modelcontraint10 <- lm(yx10~x2+x3+x5)
> uhatc10 <- residuals(modelcontraint10)
> SSRc10 <- t(uhatc10)%*%uhatc10
> Fisherc10 <- ((SSRc10-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc10 <- 1-pf(Fisherc10,q,n-k)
> Fisherc10
         [,1]
[1,] 22.65256
> pvalFisherc10
             [,1]
[1,] 2.578785e-06
> |
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.0000025, ce qui voudrait dire que nous avons 0.00025% de chance de se tromper et dire que β4 = -1. La probabilité marginale de rejet est très petite donc on rejette H0. Le test est significatif lorsque β4 prend la valeur -1.

¤ Hypothèse 11 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = -0.1

H1 : β4 ≠ -0.1

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 -0.1x4 + β5x5 + µ

Yvar+0.1x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar+0.1x4 = Yx11

On a : Yx11 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Source
Console   Background Jobs ×
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 11 : beta 4 = -0.1
> yx11 <- yvar+0.1*x4
> modelcontraint11 <- lm(yx11~x2+x3+x5)
> uhatc11 <- residuals(modelcontraint11)
> SSRc11 <- t(uhatc11)%*%uhatc11
> Fisherc11 <- ((SSRc11-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc11 <- 1-pf(Fisherc11,q,n-k)
> Fisherc11
        [,1]
[1,] 2.63942
> pvalFisherc11
          [,1]
[1,] 0.1049035
> 
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.1049, ce qui voudrait dire que nous avons 10.49% de chance de se tromper et dire que β4 = -0.1. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β4 prend la valeur -0.1.

On constate que le modèle est significatif à la borne négative et commence par devenir non significatif lorsque β4 prend la valeur -0.1 en allant vers la borne positive. Vérifions jusqu'où cette non significativité peut s'arrêter.

¤ Hypothèse 12 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 0.9

H1 : β4 ≠ 0.9

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 +0.9x4 + β5x5 + µ

Yvar-0.9x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar-0.9x4 = Yx12

On a : Yx12 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Source

Console    Background Jobs

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 12 : beta 4 = 0.9
> yx12 <- yvar-0.9*x4
> modelcontraint12 <- lm(yx12~x2+x3+x5)
> uhatc12 <- residuals(modelcontraint12)
> SSRc12 <- t(uhatc12)%*%uhatc12
> Fisherc12 <- ((SSRc12-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc12 <- 1-pf(Fisherc12,q,n-k)
> Fisherc12
         [,1]
[1,] 3.454127
> pvalFisherc12
          [,1]
[1,] 0.0637111
>
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.06371, ce qui voudrait dire que nous avons 6.37% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.9. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β4 prend la valeur 0.9.

¤ Hypothèse 13 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 0.95

H1 : β4 ≠ 0.95

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 +0.95x4 + β5x5 + μ

Yvar-0.95x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + μ

Soit Yvar-0.95x4 = Yx13

On a : Yx13 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + μ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Source
Console   Background Jobs
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 13 : beta 4 = 0.95
> yx13 <- yvar-0.95*x4
> modelcontraint13 <- lm(yx13~x2+x3+x5)
> uhatc13 <- residuals(modelcontraint13)
> SSRc13 <- t(uhatc13)%*%uhatc13
> Fisherc13 <- ((SSRc13-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc13 <- 1-pf(Fisherc13,q,n-k)
> Fisherc13
         [,1]
[1,] 4.131812
> pvalFisherc13
           [,1]
[1,] 0.04263876
>
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.0426, ce qui voudrait dire que nous avons 4.2% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.95. La probabilité marginale de rejet est petite donc on rejette H0. Le test est significatif lorsque β4 prend la valeur 0.95.

¤ Hypothèse 14 :

Ecriture du test :

H0 : $\beta_4 = -0.25$

H1 : $\beta_4 \neq -0.25$

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

$Yvar = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 - 0.25 x_4 + \beta_5 x_5 + \mu$

$Yvar + 0.25 x_4 = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_5 x_5 + \mu$

Soit $Yvar + 0.25 x_4 = Yx14$

On a : $Yx14 = \beta_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_5 x_5 + \mu$ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Console   Background Jobs
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 14 : beta 4 = -0.25
> yx14 <- yvar+0.25*x4
> modelcontraint14 <- lm(yx14~x2+x3+x5)
> uhatc14 <- residuals(modelcontraint14)
> SSRc14 <- t(uhatc14)%*%uhatc14
> Fisherc14 <- ((SSRc14-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc14 <- 1-pf(Fisherc14,q,n-k)
> Fisherc14
        [,1]
[1,] 4.61005
> pvalFisherc14
           [,1]
[1,] 0.03228957
> 
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.032, ce qui voudrait dire que nous avons 3.2% de chance de se tromper et dire que β4 = -0.25. La probabilité marginale de rejet est petite donc on rejette H0. Le test est significatif lorsque β4 prend la valeur -0.25.

¤ Hypothèse 15 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 0.93

H1 : β4 ≠ 0.93

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 +0.93x4 + β5x5 + µ

Yvar-0.93x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ

Soit Yvar-0.93x4 = Yx14

On a : Yx14 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + µ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Console   Background Jobs
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 15 : beta 4 = 0.93
> yx15 <- yvar-0.93*x4
> modelcontraint15 <- lm(yx15~x2+x3+x5)
> uhatc15 <- residuals(modelcontraint15)
> SSRc15 <- t(uhatc15)%*%uhatc15
> Fisherc15 <- ((SSRc15-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc15 <- 1-pf(Fisherc15,q,n-k)
> Fisherc15
         [,1]
[1,] 3.853459
> pvalFisherc15
          [,1]
[1,] 0.0502254
>
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.0502, ce qui voudrait dire que nous avons 5.02% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.93. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β4 prend la valeur 0.93.

¤ Hypothèse 16 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = -0.19

H1 : β4 ≠ -0.19

Ecrivons le modèle contraint sous la forme de :

Yvar = β1 + β2x2 + β3x3 -0.19x4 + β5x5 + μ

Yvar+0.19x4 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + μ

Soit Yvar+0.19x4 = Yx14

On a : Yx14 = β1 + β2x2 + β3x3 + β5x5 + μ qui est le modèle contraint.

Testons ce modèle contraint à partir du test de Fisher.

```
Console   Background Jobs
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypothèse 16 : beta 4 = -0.19
> yx16 <- yvar+0.19*x4
> modelcontraint16 <- lm(yx16~x2+x3+x5)
> uhatc16 <- residuals(modelcontraint16)
> SSRc16 <- t(uhatc16)%*%uhatc16
> Fisherc16 <- ((SSRc16-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFisherc16 <- 1-pf(Fisherc16,q,n-k)
> Fisherc16
         [,1]
[1,] 3.756283
> pvalFisherc16
           [,1]
[1,] 0.05320036
>
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.0532, ce qui voudrait dire que nous avons 5.32% de chance de se tromper et dire que β4 = -0.19. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β4 prend la valeur -0.19.

Après les autres tests effectués, il n'est pas possible d'enlever β4 dans le modèle car la variable x4 (indice de prix des autres produits de la boucherie) est statistiquement significatif lorsque son coefficient β4 prend des valeurs en dehors de l'intervalle [-0.19 ; 0.93] ; c'est-à-dire que c'est seulement dans cet intervalle que notre variable n'est pas statistiquement significatif au seuil de 5%.

2) Test d'hypothèse :

Ecriture du test :

H0 : β4 = −0.19773

H1 : β4 ≠ −0.19773

```
Source

Console   Background Jobs ×

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> #### Question 2
> # Hypo Ho: beta4= -0.19773
> yx4 <- yvar+0.19773*x4
> modelcontraintQ21 <- lm(yx4~x2+x3+x5)
> uhatcQ21 <- residuals(modelcontraintQ21)
> SSRcQ21 <- t(uhatcQ21)%*%uhatcQ21
> FishercQ21 <- ((SSRcQ21-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFishercQ21 <- 1-pf(FishercQ21,q,n-k)
> FishercQ21
         [,1]
[1,] 3.861375
> pvalFishercQ21
           [,1]
[1,] 0.04999095
> 
```

Interprétation statistique du test :

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.049, ce qui voudrait dire que nous avons 4.9% de chance de se tromper et dire que β4 = -0.19773. La probabilité marginale de rejet est petite donc on rejette H0. Le test est significatif lorsque β4 prend la valeur -0.19773.

Test d'hypothèse lorsque β4 = 0.93055 :

Ecriture du test :

H0 : β4 = 0.93055

H1 : β4 ≠ 0.93055

```
Source
Console   Background Jobs ×
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> # Hypo Ho: beta4=0.93055
> yx22 <- yvar- 0.93055*x4
> modelcontraintQ22 <- lm(yx22~x2+x3+x5)
> uhatcQ22 <- residuals(modelcontraintQ22)
> SSRcQ22 <- t(uhatcQ22)%*%uhatcQ22
> FishercQ22 <- ((SSRcQ22-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFishercQ22 <- 1-pf(FishercQ22,q,n-k)
> FishercQ22
         [,1]
[1,] 3.860984
> pvalFishercQ22
           [,1]
[1,] 0.05000251
>
```

Interprétation statistique du test :

Les résultats montrent que la probabilité marginale du rejet est de 0.05, ce qui voudrait dire que nous avons 5% de chance de se tromper et dire que β4 = 0.93055. La probabilité marginale de rejet est petite donc on rejette H0. Le test est significatif lorsque β4 prend la valeur 0.93055.

Nous constatons que ces deux valeurs sont des points extrêmes à partir desquels la variable x4 (indice de prix des autres produits de la boucherie) est significatif

3) Test d'hypothèse :

Ecriture du test :

H0 : $\beta 2 + \beta 3 = 0$ ce qui veut dire que $\beta 2 = - \beta 3$

H1 : $\beta 2 + \beta 3 \neq 0$

Modèle libre : $Yvar = \beta 1 + \beta 2x2 + \beta 3x3 + \beta 4x4 + \beta 5x5 + \mu$

Modèle contraint : $y23 = \beta 1 – \beta 3x2 + \beta 3x3 + \beta 4x4 + \beta 5x5 + \mu$

$Y23 = \beta 1 + \beta 3(x3 – x2) + \beta 4x4 + \beta 5x5 + \mu$

Soit $x23 = x3 – x2$

On a : $yv23 = \beta 1 + \beta 3x23 + \beta 4x4 + \beta 5x5 + \mu$

```
Console   Background Jobs ×
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> ## Question 3
> # Hypo Ho: beta2 + beta3=0
> x23 <- x2-x3
> modelcontraintQ3 <- lm(yvar~x23+x4+x5)
> uhatcQ3 <- residuals(modelcontraintQ3)
> SSRcQ3 <- t(uhatcQ3)%*%uhatcQ3
> FishercQ3 <- ((SSRcQ3-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFishercQ3 <- 1-pf(FishercQ3,q,n-k)
> tstatcQ3 <- sqrt(FishercQ3) # La racine d'une Fisher est une t de Student
> pvaltcQ3 <- 2*(1-pt(tstatcQ3,n-k))
> FishercQ3
         [,1]
[1,] 1.174369
> pvalFishercQ3
          [,1]
[1,] 0.2790539
> tstatcQ3
         [,1]
[1,] 1.083683
> pvaltcQ3
          [,1]
[1,] 0.2790539
> 
```

Interprétation statistique du test :

Les résultats montrent que la probabilité marginale de rejet est de 0.279, ce qui voudrait dire que nous avons 27.9% de chance de se tromper et dire que $\beta 2 + \beta 3 = 0$. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque $\beta 2 + \beta 3$ prend la valeur 0.

Interprétation économique du test :

Les résultats montrent qu'il y a une relation opposée entre le prix du poulet et la consommation du poulet ; une relation positive entre le revenu et la consommation du poulet c'est-à-dire lorsque le revenu augmente de 1%, la consommation du poulet augmente de β2% et lorsque le prix du poulet augmente de 1%, la consommation du poulet diminue de β3%.

4) Test d'hypothèse :

H0 : $\beta 2 = -0.5$; $\beta 3 = 0.5$

H1 : $\beta 2 \neq -0.5$; $\beta 3 \neq 0.5$

```
Console   Background Jobs ×
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> ## Question 4
> #On test H0: beta2 = -0.5 ET beta3 = 0.5.
> # 1. Fisher modele libre
> Rl1 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
> Rl2 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
> R <- rbind(Rl1, Rl2)
> r <- t(t(c(-0.5, 0.5)))
> q=2
> xpxinv <- solve(t(X)%*%X)
> rxpxrinv <- solve(R%*%xpxinv%*%t(R))
> Fishernum <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv%*%(R%*%beta-r)/q
> SSR <- t(uhat)%*%uhat
> Fisherdenom <- SSR/(n-k)
> Fisher <- Fishernum/Fisherdenom
> pvalFisher <- 1-pf(Fisher,q,(n-k))
> Fisher
         [,1]
[1,] 2.574971
> pvalFisher
           [,1]
[1,] 0.07721657
> 
```

Interprétation statistique :

Les résultats montrent que la probabilité marginale du rejet est de 0.077, ce qui voudrait dire que nous avons 7.7% de chance de se tromper et dire que β2 = -0.5 et β3 = 0.5. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β2 = -0.5 et β3 = 0.5.

5) Test d'hypothèse :

H0 : β2 = −1.5 ; β3 = 1.5

H1 : β2 ≠ -1.5 ; β3 ≠ 1.5

Les résultats montrent que la probabilité marginale du rejet est de 0.517, ce qui voudrait dire que nous avons 51.7% de chance de se tromper et dire que β2 = -1.5 et β3 = 1.5. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β2 = -1.5 et β3 = 1.5. Cette probabilité marginale de rejet est devenue très élevée par rapport à la précédente. Ces résultats montrent qu'il existe effectivement un couple (x2 ; x3) qui a un effet compensatoire.

```
Console    Background Jobs ×
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> ## Question 5
> #On test H0: beta2 = -1.5 ET beta3 = 1.5.
> # 1. Fisher modele libre
> R111 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
> R122 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
> R <- rbind(R111, R122)
> r <- t(t(c(-1.5, 1.5)))
> q=2
> xpxinv2 <- solve(t(X)%*%X)
> rxpxrinv2 <- solve(R%*%xpxinv%*%t(R))
> Fishernum2 <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv%*%(R%*%beta-r)/q
> SSR2 <- t(uhat)%*%uhat
> Fisherdenom2 <- SSR2/(n-k)
> Fisher2 <- Fishernum2/Fisherdenom2
> pvalFisher2 <- 1-pf(Fisher2,q,(n-k))
> Fisher2
          [,1]
[1,] 0.6590214
> pvalFisher2
          [,1]
[1,] 0.5178287
> 
```

6) Test d'hypothèse :

H0 : β2 = −1.5 ; β3 = 1.5 ; β4 = 0.5

H1 : β2 ≠ −1.5 ; β3 ≠ 1.5 ; β4 ≠ 0.5

```
Console    Background Jobs ×
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> ## Question 6
> #On test H0: beta2 = -1.5 , beta3 = 1.5 et beta4=0.5
> # 1. Fisher modele libre
> R161 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
> R162 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
> R163 <- c(0, 0, 0, 1, 0)
> R <- rbind(R161, R162,R163)
> r <- t(t(c(-1.5, 1.5, 0.5)))
> q=3
> xpxinv6 <- solve(t(X)%*%X)
> rxpxrinv6 <- solve(R%*%xpxinv6%*%t(R))
> Fishernum6 <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv6%*%(R%*%beta-r)/q
> SSR6 <- t(uhat)%*%uhat
> Fisherdenom6 <- SSR6/(n-k)
> Fisher6 <- Fishernum6/Fisherdenom6
> pvalFisher6 <- 1-pf(Fisher6,q,(n-k))
> Fisher6
          [,1]
[1,] 0.4737261
> pvalFisher6
          [,1]
[1,] 0.7007249
> 
```

Interprétation statistique :

Les résultats montrent que la probabilité marginale du rejet est de 0.7, ce qui voudrait dire que nous avons 70% de chance de se tromper et dire que β2 = -1.5 ; β3 = 1.5 ; β4 = 0.5. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque β2 = -1.5 β3 = 1.5 ; β4 = 0.5. Ce test montre que l'introduction de β4 dans le modèle contraint fait augmenter la probabilité marginale de rejet. Nous avons besoin de test supplémentaire sur le valeurs prises par β4 afin de s'assurer de son effet sur le modèle contraint.

Après avoir donné plusieurs valeurs à β4 en maintenant les autres valeurs constantes, on a constaté que le test devenait significatif lorsque β4 prend des valeurs en dehors de l'intervalle [-0.1 ; 1].

7) Test d'hypothèse :

$H0 : \beta 3 + \beta 4 = 2$

$H1 : \beta 3 + \beta 4 \neq 2$

Modèle libre : $Yvar = \beta 1 + \beta 2x2 + \beta 3x3 + \beta 4x4 + \beta 5x5 + \mu$

Comme $\beta 3 + \beta 4 = 2$ alors $\beta 3 = 2 - \beta 4$

Modèle contraint : $Yvar = \beta 1 + \beta 2x2 + (2 - \beta 4)x3 + \beta 4x4 + \beta 5x5 + \mu$

Soient $y73 = yvar - 2x3$ et $x4 - x3 = x43$

On a : $y73 = = \beta 1 + \beta 2x2 + \beta 4x43 + \beta 5x5 + \mu$

```
Console    Background Jobs ×
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> ## Question 7
> # Hypo Ho: beta3 + beta4=2
> q=1
> x43 <- x4-x3
> y73 = yvar-2*x3
> modelcontraintQ7 <- lm(y73~x2+x43+x5)
> uhatcQ7 <- residuals(modelcontraintQ7)
> SSRcQ7 <- t(uhatcQ7)%*%uhatcQ7
> FishercQ7 <- ((SSRcQ7-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
> pvalFishercQ7 <- 1-pf(FishercQ7,q,n-k)
> tstatcQ7 <- sqrt(FishercQ7) # La racine d'une Fisher est une t de Student
> pvaltcQ7 <- 2*(1-pt(tstatcQ7,n-k))
> FishercQ7
           [,1]
[1,] 0.07007569
> pvalFishercQ7
          [,1]
[1,] 0.7913412
> tstatcQ7
          [,1]
[1,] 0.2647181
> pvaltcQ7
          [,1]
[1,] 0.7913412
> |
```

Les résultats montrent que la probabilité marginale du rejet est de 0.79, ce qui voudrait dire que nous avons 79% de chance de se tromper et dire que $\beta 3 + \beta 4 = 2$. La probabilité marginale de rejet est grande donc on ne rejette pas H0. Le test n'est pas significatif lorsque $\beta 3 + \beta 4 = 2$

Question 2

Console   Background Jobs

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/

```
> ## a) Estimation du modele
> modelelibre <-lm(yvar~x2+x3+x4+x5)
> summary(modelelibre)

Call:
lm(formula = yvar ~ x2 + x3 + x4 + x5)

Residuals:
     Min       1Q   Median       3Q      Max 
-0.62995 -0.13655  0.00778  0.12859  0.63737 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept)  0.54914    0.06335   8.669  < 2e-16 ***
x2           1.26480    0.44397   2.849  0.00458 ** 
x3           0.67656    0.57436   1.178  0.23941    
x4           0.74741    0.28873   2.589  0.00993 ** 
x5          -1.17721    0.21881  -5.380 1.17e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1923 on 476 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3086,	Adjusted R-squared:  0.3028 
F-statistic: 53.11 on 4 and 476 DF,  p-value: < 2.2e-16

> 
```

a) Estimation et interprétation du modèle.

- Pour x2 : Les résultats montrent qu'il existe une corrélation linéaire positive forte entre x2 et y ; ce qui voudrait dire qu'une augmentation de x2 de 1% entraine une augmentation de y de 1.26%. La probabilité marginale de rejet est très petite (0.0045) donc le paramètre β2 est significatif

- Pour x3 : On constate que x3 n'est pas significatif (sa probabilité marginale de rejet est très élevée ;23.94%) dans le modèle, pour le moment on ne peut pas dire qu'on va enlever ou pas la variable x3 dans le modèle car on a besoin de test supplémentaire avant de décider.

- Pour x4 : On constate qu'il y a une corrélation linéaire positive forte entre x4 et y ; ce qui voudrait dire que toute augmentation de x4 de 1% entraine une augmentation de y de 0.74%. La probabilité marginale de rejet est très faible (0.9%) donc le paramètre β4 est significatif dans le modèle

- Pour x5 : On constate qu'il y a une corrélation linéaire forte mais négative entre x5 et y ; ce qui voudrait dire que toute augmentation de x5 de 1% entraine une diminution de y de 1.17%.

  Le modèle est globalement significatif car la p-value est très faible (2.2 * 10^-16) et en plus les variables explicatives choisies expliquent le modèle à plus de 30%.

b) Calcul de la corrélation entre x2 et x3.
Après avoir fait le calcul, on a constaté qu'il y a une corrélation linéaire très forte entre x2 et x3 (0.822) ; ceci nous montre qu'on va trainer un problème de sous-estimation d'une variable et de sur estimation de l'autre variable. Comme on connait le vrai modèle, on peut dire qu'on a sous-estimé x3 et sur- estimé x2.

c) Sélection des variables :
- Modèle libre : $yvar = \beta1+ \beta2x2+ \beta3x3+ \beta4x4+ \beta5x5+ \beta6x6+ \beta7x7+ \beta8x8+ \beta9x9 + u$
  On élimine x3 car sa probabilité marginale de rejet est très élevée (98.53%)
- Nouveau modèle : $yvar = \beta1+ \beta2x2+ \beta4x4+ \beta5x5+ \beta6x6+ \beta7x7+ \beta8x8+ \beta9x9 + u$
  On élimine x4 car sa probabilité marginale de rejet est très élevée (61.2%)
- Nouveau modèle : $yvar = \beta1+ \beta2x2+ \beta5x5+ \beta6x6+ \beta7x7+ \beta8x8+ \beta9x9 + u$
  On élimine x8 car sa probabilité marginale de rejet est très élevée (46.02%)
- Nouveau modèle : $yvar = \beta1 +\beta2x2+ \beta5x5+ \beta6x6+ \beta7x7+ \beta9x9 + u$
  On élimine x5 car sa probabilité marginale de rejet est très élevée (39.01%)
- Nouveau modèle : $yvar = \beta1+ \beta2x2+ \beta6x6+ \beta7x7+ \beta9x9 + u$
  On élimine x7 car elle a la probabilité marginale la plus élevée (18.89%) et en plus on doit l'éliminer car notre critère de sélection de variable significative est fixé au seuil de 10%, le seuil au-delà duquel on élimine toute autre variable.
  Modèle supposé vrai après la sélection des variables significatives au seuil de 10% est :
  $$yvar = \beta1+ \beta2x2 + \beta6x6 + \beta9x9 + u$$
  Pour parvenir à ce résultat, nous avons utilisé la méthode descendante de sélection de variable explicative.
  Ce n'est pas le vrai modèle car les variables explicatives qui sont dans le vrai modèle ne se présentent pas toutes dans le modèle final.

d) Sélection des variables explicatives par la méthode inverse à celle utilisée en « c »
Modèle basique : $yvar = \beta1 + \beta2x2 + u$
- On introduit x3, après avoir introduit cette variable, nous constatons que le modèle basique qui était significatif ne l'est plus. Retirons x2 et revérifions le modèle avec x3 seulement. Le test montre que le modèle est significatif sans la variable x2, du coup nous allons éliminer x2

Nouveau modèle : $yvar = \beta1 + \beta3x3 + u$
- Ajoutons x4 à ce modèle et testons-le à nouveau. $Yvar = \beta1 + \beta3x3 + \beta4x4 + u$
  Après le test, on constate que la probabilité marginale de rejet de x4 est faible donc on le garde dans le modèle.
- Ajoutons x5 à ce modèle : $Yvar = \beta1 + \beta3x3 + \beta4x4 + \beta5x5 + u$
  Après le test, on constate que l'ajout de la variable x5 dans le modèle rend la variable x4 non significatif ; nous allons enlever x4 dans le modèle et le tester à nouveau.
  Le test montre que le modèle est significatif ($yvar = \beta1 + \beta3x3 + \beta5x5 + u$) sans la variable x4 donc on enlève x4 et on ajoute x6.
- Ajoutons x6 au modèle : $yvar = \beta1 + \beta3x3 + \beta5x5 + \beta6x6 + u$
  La variable x5 devient non significatif lorsqu'on introduit x6. Enlevons x5 et testons à nouveau le modèle.
  Le modèle devient significatif sans la variable x5 donc on l'élimine.
- Ajoutons x7 au modèle : $yvar = \beta1 + \beta3x3 + \beta6x6 + \beta7x7 + u$

La variable x7 est devenu non significatif lorsqu'on l'introduit dans le modèle ; retirons x7 et testons le modèle à nouveau. Le modèle est significatif sans la variable x7, donc on le retire du modèle.

- Ajoutons x8 au modèle : yvar = $\beta 1 + \beta 3x3 + \beta 6x6 + \beta 8x8 + u$
  Le test sur ce modèle montre que la variable x8 n'est pas significatif car sa probabilité marginale de rejet est supérieure au seuil de sélection des variables (10%).
- Ajoutons x9 au modèle : yvar = $\beta 1 + \beta 3x3 + \beta 6x6 + \beta 9x9 + u$

Le test sur ce modèle montre que la variable x9 n'est pas significatif (14.6%) au regard du seuil fixé par l'énoncé pour la sélection des variables (10%).

- Après tous ces tests, le nouveau modèle à maintenir est : yvar = $\beta 1 + \beta 3x3 + \beta 6x6 + u$.
  On a utilisé la méthode ascendante de la sélection des variables et qui nous montre que le modèle retenu n'est pas le même que le vrai.

  Remarque :
  On aurait dû garder la variable x9 dans le modèle à retenir car si on la gardait, on pourrait dire que la corrélation entre x2 et x3 a fait que le modèle issu de la sélection des variables par la méthode descendante est similaire à celui de la méthode ascendante.

e) Refaisons la question précédente est passant par y = $\beta 1 + \beta 9x9 + u$ pour arriver au modèle final.

- Modèle du départ est : yvar = $\beta 1 + \beta 9x9 + u$
- Ajoutons x8 à ce modèle : yvar = $\beta 1 + \beta 8x8+\beta 9x9 + u$
  Après le test, on a constaté que les deux coefficients sont significatifs (p-value de $\beta 8$= 2*10^-16 et celle de $\beta 9$ = 8*10^-12).

- Ajoutons x7 à ce nouveau modèle : yvar = $\beta 1 + \beta 7x7+\beta 8x8+\beta 9x9 + u$
  On constate que l'ajout de la variable x7 rend non significatif la variable x8 donc retirons x8 dans le modèle et testons à nouveau le modèle.
  Après avoir enlevé x8 dans le modèle, on constate que les autres coefficients sont significatifs donc on maintient le modèle yvar = $\beta 1+ \beta 7x7+ \beta 9x9 + u$

- Ajoutons x6 à ce nouveau modèle : yvar = $\beta 1+ \beta 6x6+ \beta 7x7+ \beta 9x9 + u$
  Le coefficient de la variable x9 devient non significatif donc on le retire du modèle et on teste le modèle de nouveau.

- Nouveau modèle : : yvar = $\beta 1+ \beta 6x6+ \beta 7x7+ u$
  Le test montre que les coefficients de ce modèle sont significatifs donc on retire x9 dans la suite de la procédure.

- Ajoutons x5 à ce nouveau modèle : yvar = $\beta 1+ \beta 5x5+\beta 6x6+ \beta 7x7+ u$
  Le test montre que x5 n'est pas significatif (sa p-value est 33.72%) ; retirons-le du modèle et ajoutons x4 au nouveau modèle.

- Ajoutons x4 : yvar = $\beta 1+ \beta 4x4+\beta 6x6+ \beta 7x7+ u$
  Le test montre que le coefficient de x4 n'est pas significatif (sa p-value est 22.8%) ; retirons-le du modèle et ajoutons une nouvelle variable.

- Ajoutons x3 au modèle : yvar = $\beta 1+ \beta 3x3+\beta 6x6+ \beta 7x7+ u$

Le test montre que l'introduction de x3 rend le coefficient de x7 non significatif (31%) ; retirons x7 du modèle et testons à nouveau le modèle.
Après le nouveau test, on constate que les coefficients des variables x3 et x6 sont significatifs donc on les maintient dans le modèle.

-Ajoutons x2 au modèle : $yvar = \beta1+ \beta x2+\beta3x3+\beta6x6+ u$
Le test montre que l'ajout de x2 dans le modèle ne change pas grande chose sur le modèle si on se base sur un seuil de confiance de 10% ; ceci est normale car il y a une colinéarité forte entre x2 et x3 donc l'information contenue dans la variable x3 est presque la même chose que celle de x2 mais l'enlever dans le modèle final est vivement recommandé afin d'augmenter la significativité globale du modèle retenu.

Le modèle à retenir est : $yvar = \beta1+\beta3x3+\beta6x6+ u$
Tout compte fait, le modèle maintenu n'est pas le vrai car il ne contient pas la totalité des variables qui sont énumérées dans le modèle vrai. On a utilisé la méthode ascendante de la sélection des variables.

f) A la lumière des expériences menées, on peut dire que la méthode ascendante entraine une omission de variable qui pourrait rendre compliquer les interprétations ; il est à noter que la méthode descendante peut entrainer une redondance d'information dans le modèle. En résumé, aucune des deux procédures ne sont pas recommandées pour la sélection des variables.

---PARTIE 3--

a) Présentation de la base de donnée :

La base de donnée Croise du texte et des variables numériques, la base est incomplète, Il n'y a pas d'information sur toutes les colonnes.
On doit enlever les colonnes qui ne sont pas en variable numérique, enlever les variables manquantes ainsi que les doublons si possibles
Notre base de donnée nommée « base1 », contient 8221 observations avec 09 variables explicatives (x1= nombre de voix, x2= dons, x3 = apport des partis, x4 = avantage en nature, x5 = versement du candidat, x6 = avance, x7 = dépenses non payées, x8 = recette totale) et une variable à expliquer (y= les dépenses)

Statistiques descriptives :

Console | Background Jobs

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/

```
>   ## Statistique descriptive
> summary(base12)
       x1               x2               x3               x4                x5          
 Min.   :    0   Min.   :    0   Min.   :    0   Min.   :    0.0   Min.   : -668.0  
 1st Qu.:  288   1st Qu.:    0   1st Qu.:    0   1st Qu.:    0.0   1st Qu.:    0.0  
 Median :  650   Median :    0   Median :    0   Median :    0.0   Median :    0.0  
 Mean   : 3069   Mean   : 1260   Mean   : 1172   Mean   :  477.7   Mean   : 2429.1  
 3rd Qu.: 2549   3rd Qu.:  205   3rd Qu.:  501   3rd Qu.:   70.0   3rd Qu.:  238.5  
 Max.   :42415   Max.   :74113   Max.   :48010   Max.   :18200.0   Max.   :55500.0  
                 NA's   :102     NA's   :102     NA's   :113       NA's   :106      
       x6               x7                 x8               yvar         
 Min.   : -112   Min.   :    0.0   Min.   :    0   Min.   :    0.00  
 1st Qu.:    0   1st Qu.:    0.0   1st Qu.:   43   1st Qu.:   34.25  
 Median :    0   Median :    0.0   Median : 1106   Median : 1018.50  
 Mean   : 3366   Mean   :  545.6   Mean   : 9265   Mean   : 9107.66  
 3rd Qu.:    0   3rd Qu.:    0.0   3rd Qu.:13564   3rd Qu.:13313.50  
 Max.   :47600   Max.   :45777.0   Max.   :88371   Max.   :67082.00  
 NA's   :101     NA's   :117       NA's   :141     NA's   :103       
> 
```

** Les dépenses (yvar)

Les dépenses moyennes sont évaluées à 9 107.66 unité monétaire tout en sachant que les dépenses maximales sont estimées à 67 082 unité monétaire.

** Le nombre de voix (x1)

.

Le tableau de la statistique descriptive montre que si on participe à ce vote, on peut avoir en moyenne 3069 voix et au maximum 42 415 voix sans oublier qu'on peut avoir 0 voix au minimum.

** Le don (x2)

Les dons sont estimées à une valeur maximale de 74 113 unité monétaire avec une moyenne de 1 260 unité monétaire.

** Apport des partis (x3)

Les partis peuvent faire en moyenne un apport de 1 172 unité monétaire et même s'ils veulent en faire plus, ils ne doivent pas dépasser 48 010 unité monétaire.

** Avantage en nature (x4)

Les partis ont en moyenne un avantage en nature de 477.7 unité monétaire et dont cet avantage ne peut pas dépasser 18 200 unité monétaire.

** Versement des candidats (x5)

Le résultat de la statistique descriptive montre que le parti qui a fait un versement marquant ne peut pas dépasser 55 500 unité monétaire mais dépenser en moyenne 2 429.1 unité monétaire.

**les avances (x6)

La statistique descriptive montre que les partis peuvent faire en moyenne une avance de 3 366 unité monétaire et ne doivent pas dépasser le seuil de 47 600 unité monétaire.

** Les dépenses non payées (x7)
Le tableau de la statistique montre que les partis peuvent s'endetter mais cette dette ne doit pas dépasser en moyenne 545.6 unité monétaire et dont le plafond est fixé à 45 777 unité monétaire.

** La recette totale (x8)
La statistique descriptive montre que les partis font en moyenne une recette totale de 9 265 unité monétaire et dont ceux à qui le vote à profiter gagnent jusqu'à 88 371 unité monétaire.

b) Modèle économique :
A partir des données de la base, on peut dire que la variation des dépenses peut être due à des dons, nombre de voix, apport des partis et autre. Toutefois, il est à noter que notre base de donnée contient beaucoup de variable manquante et des colonnes vides ; dans les lignes qui vont suivre, nous allons vérifier si la variable explicative choisie explique au mieux la variable à expliquer.

c) Modèle de régression.
Soit x1= nombre de voix, x2= dons, x3 = apport des partis, x4 = avantage en nature, x5 = versement du candidat, x6 = avance, x7 = dépenses non payées, x8 = recette totale et une variable à expliquer (y= les dépenses)

```
Source
Console   Background Jobs
R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/
> ## Regression de la variable à expliquer sur les variables explicatives
> reg23 <- lm(yvar~x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8)
> summary(reg23)

Call:
lm(formula = yvar ~ x1 + x2 + x3 + x4 + x5 + x6 + x7 + x8)

Residuals:
   Min     1Q Median     3Q    Max 
-35733    -63    -28     74  34211 

Coefficients: (1 not defined because of singularities)
             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 17.343004  22.687532   0.764    0.445    
x1           0.066549   0.005871  11.335   <2e-16 ***
x2           0.870922   0.005318 163.758   <2e-16 ***
x3           0.901790   0.006128 147.161   <2e-16 ***
x4           0.987582   0.014334  68.899   <2e-16 ***
x5           0.998445   0.003265 305.762   <2e-16 ***
x6           0.979461   0.002922 335.219   <2e-16 ***
x7           0.990728   0.006793 145.842   <2e-16 ***
x8                 NA         NA      NA       NA    
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 1677 on 8069 degrees of freedom
  (144 observations effacées parce que manquantes)
Multiple R-squared:  0.9859,	Adjusted R-squared:  0.9859 
F-statistic: 8.058e+04 on 7 and 8069 DF,  p-value: < 2.2e-16

> 
```

Interprétation : nos variables sont mesurées en unité monétaire.
Lors des élections, toute augmentation de 1% du nombre de voix entraine une augmentation de 0.06% des dépenses.

Lorsque les partis politiques reçoivent des dons de 1%, ils augmentent leur dépense de 0.87%.
Toute augmentation de 1% des apports des partis entraine une augmentation des dépenses de 0.9%.
Lorsqu'un parti a un avantage en nature de 1%, on observe une augmentation des dépenses de 0.98%.
Si le versement des candidats augmente de 1%, on observe une augmentation des dépenses de 0.99%.
Lorsque les partis augmentent leurs avances de 1%, on observe une augmentation des dépenses de 0.97%.
Lorsque les dépenses non payées des partis politiques augmentent de 1%, on observe une augmentation des dépenses de 0.99%.

d) Teste d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation des résidus.
Après le test on peut dire qu'il y a une hétéroscédasticité dans le modèle et cette dernière semble provenir de la variable x1 et x2.

Console | Background Jobs

R 4.2.2 · C:/Users/Acer/Desktop/DEVOIR N°1/

```
> bptest(yvar~x1)

	studentized Breusch-Pagan test

data:  yvar ~ x1
BP = 1173.1, df = 1, p-value < 2.2e-16

> bptest(yvar~x2)

	studentized Breusch-Pagan test

data:  yvar ~ x2
BP = 1142.7, df = 1, p-value < 2.2e-16

> bptest(yvar~x3)

	studentized Breusch-Pagan test

data:  yvar ~ x3
BP = 192.77, df = 1, p-value < 2.2e-16

> bptest(yvar~x4)

	studentized Breusch-Pagan test

data:  yvar ~ x4
BP = 186.06, df = 1, p-value < 2.2e-16

> bptest(yvar~x5)

	studentized Breusch-Pagan test

data:  yvar ~ x5
BP = 4.0316, df = 1, p-value = 0.04465

> bptest(yvar~x6)

	studentized Breusch-Pagan test

data:  yvar ~ x6
BP = 11.369, df = 1, p-value = 0.000747

> bptest(yvar~x7)

	studentized Breusch-Pagan test

data:  yvar ~ x7
BP = 3.1333, df = 1, p-value = 0.07671

> bptest(yvar~x8)

	studentized Breusch-Pagan test

data:  yvar ~ x8
BP = 155.55, df = 1, p-value < 2.2e-16

>
```

```
# ###LES CODES R POUR LE DEVOIR N01 ---------------------------------------
library(sandwich)
library(AER)
library(dplyr)
library(tidyverse)


# ## Question 1 -----------------------------------------------------------


DEVOIR1_ME <- read.table("C:/Users/Acer/Desktop/COURS 2022-2023/METHODE D'ESTIMATION/Methode_A22_TP1Q1.dat")
Q1_data <- data.matrix(DEVOIR1_ME)
head(Q1_data)

# 1) a- PRESENTATION DE LA STATISTIQUE DESCRIPTIVE ------------------------


x1 <- Q1_data[,1]
x2 <- Q1_data[,2]
x3 <- Q1_data[,3]
x4 <- Q1_data[,4]
x5 <- Q1_data[,5]
yvar <- Q1_data[,6]
X <- cbind(x1, x2, x3, x4, x5)
head(X)
summary(X)
cor(X)
sd(x1)
sd(x2)
sd(x3)
sd(x4)
sd(x5)
reg1 <- lm(x2~x3)
summary(reg1)

# 1) b) TEST DE SIGNIFICATIVITE DES PARAMETRES DU MODELE LIBRE ---------------------
```

```
modelelibre <-lm(yvar~x2+x3+x4+x5)
summary(modelelibre)


# TEST D'HYPOTHESE SUR LES PARAMETRES DU MODELE ---------------------------


# 1) c) TEST SUR BETA 4 ( NOUS ALLONS UTILISER 4 TESTS POUR VOIR SI NOUS AURONS LES MEMES RESULTATS)



        # PREMIERE HYPOTHESE beta4=-0.2 CONTRE beta4=/-0.2
# UTILISONS LE TEST DE FISHER ET DE STUDENT SUR LE MODELE
q=1
n=481
k=5
beta <- coefficients(modelelibre)
uhat <- residuals(modelelibre)
SSR <- t(uhat)%*%uhat
yx1  <- yvar+0.2*x4
modelcontraint1 <- lm(yx1~x2+x3+x5)
uhatc1 <- residuals(modelcontraint1)
SSRc1 <- t(uhatc1)%*%uhatc1
Fisherc1 <- ((SSRc1-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc1 <- 1-pf(Fisherc1,q,n-k)
tstatc1 <- sqrt(Fisherc1)                    # FISHER ELEVE AU CARRE EST UNE T DE STUDENT
pvaltc1 <- 2*(1-pt(tstatc1,n-k))
Fisherc1
pvalFisherc1
tstatc1
pvaltc1
summary(modelcontraint1)


   #UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = -0.2
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


    # Avec le modèle libre
R <- c(0, 0, 0, 1, 0)
r <- -0.2
q=1
xpxinv <- solve(t(X)%*%X)
rxpxrinv <- solve(t(R)%*%xpxinv%*%R)
```

```
Fishernum <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv%*%(R%*%beta-r)/q
SSR <- t(uhat)%*%uhat
Fisherdenom <- SSR/(n-k)
Fisher <- Fishernum/Fisherdenom
pvalFisher <- 1-pf(Fisher,q,(n-k))
Fisher
pvalFisher


   # Hypothèse 2: beta4= 0
# Utilisation du modèle contraint
yx2 <- yvar
modelcontraint2 <- lm(yx2~x2+x3+x5)
uhatc2 <- residuals(modelcontraint2)
SSRc2 <- t(uhatc2)%*%uhatc2
Fisherc2 <- ((SSRc2-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc2 <- 1-pf(Fisherc2,q,n-k)
Fisherc2
pvalFisherc2

#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

   # Hypothèse 3 : beta 4 = 0,2
yx3 <- yvar-0.2*x4
modelcontraint3 <- lm(yx3~x2+x3+x5)
uhatc3 <- residuals(modelcontraint3)
SSRc3 <- t(uhatc3)%*%uhatc3
Fisherc3 <- ((SSRc3-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc3 <- 1-pf(Fisherc3,q,n-k)
Fisherc3
pvalFisherc3

#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.2
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

  # Hypothèse 4: beta4=0.4
yx4 <- yvar-0.4*x4
modelcontraint4 <- lm(yx4~x2+x3+x5)
uhatc4 <- residuals(modelcontraint4)
SSRc4 <- t(uhatc4)%*%uhatc4
Fisherc4 <- ((SSRc4-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc4 <- 1-pf(Fisherc4,q,n-k)
Fisherc4
```

```
pvalFisherc4

#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.4
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

    # Hypothèse 5 : beta4=0.5
yx5 <- yvar-0.5*x4
modelcontraint5 <- lm(yx5~x2+x3+x5)
uhatc5 <- residuals(modelcontraint5)
SSRc5 <- t(uhatc5)%*%uhatc5
Fisherc5 <- ((SSRc5-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc5 <- 1-pf(Fisherc5,q,n-k)
Fisherc5
pvalFisherc5

#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.5
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


    # Hypothèse 6 beta4=0.6
yx6 <- yvar-0.6*x4
modelcontraint6 <- lm(yx6~x2+x3+x5)
uhatc6 <- residuals(modelcontraint6)
SSRc6 <- t(uhatc6)%*%uhatc6
Fisherc6 <- ((SSRc6-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc6 <- 1-pf(Fisherc6,q,n-k)
Fisherc6
pvalFisherc6

#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.6
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


      # Hypothèse 7 : beta4=0.8
yx7 <- yvar-0.8*x4
modelcontraint7 <- lm(yx7~x2+x3+x5)
uhatc7 <- residuals(modelcontraint7)
SSRc7 <- t(uhatc7)%*%uhatc7
Fisherc7 <- ((SSRc7-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc7 <- 1-pf(Fisherc7,q,n-k)
Fisherc7
pvalFisherc7
```

```
  #UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.8
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

  # Hypothèse 8: beta4=1
yx8 <- yvar-x4
modelcontraint8 <- lm(yx8~x2+x3+x5)
uhatc8 <- residuals(modelcontraint8)
SSRc8 <- t(uhatc8)%*%uhatc8
Fisherc8 <- ((SSRc8-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc8 <- 1-pf(Fisherc8,q,n-k)
Fisherc8
pvalFisherc8
 #UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 1
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

  # Hypothèse 9 : beta 4 = 1.2
yx9 <- yvar-1.2*x4
modelcontraint9 <- lm(yx9~x2+x3+x5)
uhatc9 <- residuals(modelcontraint9)
SSRc9 <- t(uhatc9)%*%uhatc9
Fisherc9 <- ((SSRc9-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc9 <- 1-pf(Fisherc9,q,n-k)
Fisherc9
pvalFisherc9
 #UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 1.2
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

   ## Hypothèse 10 : beta 4 = -1
yx10 <- yvar+1*x4
modelcontraint10 <- lm(yx10~x2+x3+x5)
uhatc10 <- residuals(modelcontraint10)
SSRc10 <- t(uhatc10)%*%uhatc10
Fisherc10 <- ((SSRc10-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc10 <- 1-pf(Fisherc10,q,n-k)
Fisherc10
pvalFisherc10
 #UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = -1
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

  # Hypothèse 11 : beta 4 = -0.1
```

```
yx11 <- yvar+0.1*x4
modelcontraint11 <- lm(yx11~x2+x3+x5)
uhatc11 <- residuals(modelcontraint11)
SSRc11 <- t(uhatc11)%*%uhatc11
Fisherc11 <- ((SSRc11-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc11 <- 1-pf(Fisherc11,q,n-k)
Fisherc11
pvalFisherc11
#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = -0.1
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

  # Hypothèse 12 : beta 4 = 0.9
yx12 <- yvar-0.9*x4
modelcontraint12 <- lm(yx12~x2+x3+x5)
uhatc12 <- residuals(modelcontraint12)
SSRc12 <- t(uhatc12)%*%uhatc12
Fisherc12 <- ((SSRc12-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc12 <- 1-pf(Fisherc12,q,n-k)
Fisherc12
pvalFisherc12
#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.9
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

   # Hypothèse 13 : beta 4 = 0.95
yx13 <- yvar-0.95*x4
modelcontraint13 <- lm(yx13~x2+x3+x5)
uhatc13 <- residuals(modelcontraint13)
SSRc13 <- t(uhatc13)%*%uhatc13
Fisherc13 <- ((SSRc13-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc13 <- 1-pf(Fisherc13,q,n-k)
Fisherc13
pvalFisherc13

#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.95
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


  # Hypothèse 14 : beta 4 = -0.25
yx14 <- yvar+0.25*x4
modelcontraint14 <- lm(yx14~x2+x3+x5)
uhatc14 <- residuals(modelcontraint14)
SSRc14 <- t(uhatc14)%*%uhatc14
```

```
Fisherc14 <- ((SSRc14-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc14 <- 1-pf(Fisherc14,q,n-k)
Fisherc14
pvalFisherc14
#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = -0.25
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


   # Hypothèse 15 : beta 4 = 0.93
yx15 <- yvar-0.93*x4
modelcontraint15 <- lm(yx15~x2+x3+x5)
uhatc15 <- residuals(modelcontraint15)
SSRc15 <- t(uhatc15)%*%uhatc15
Fisherc15 <- ((SSRc15-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc15 <- 1-pf(Fisherc15,q,n-k)
Fisherc15
pvalFisherc15
#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.93
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


  # Hypothèse 16 : beta 4 = -0.19
yx16 <- yvar+0.19*x4
modelcontraint16 <- lm(yx16~x2+x3+x5)
uhatc16 <- residuals(modelcontraint16)
SSRc16 <- t(uhatc16)%*%uhatc16
Fisherc16 <- ((SSRc16-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFisherc16 <- 1-pf(Fisherc16,q,n-k)
Fisherc16
pvalFisherc16
   #UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = -0.19
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)

    #### Question 2
# Hypo Ho: beta4= −0.19773
yx21 <- yvar+0.19773*x4
modelcontraintQ21 <- lm(yx21~x2+x3+x5)
uhatcQ21 <- residuals(modelcontraintQ21)
SSRcQ21 <- t(uhatcQ21)%*%uhatcQ21
FishercQ21 <- ((SSRcQ21-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFishercQ21 <- 1-pf(FishercQ21,q,n-k)
FishercQ21
```

```
pvalFishercQ21
#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = -0.19773
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


    # Hypo Ho: beta4=0.93055
yx22 <- yvar- 0.93055*x4
modelcontraintQ22 <- lm(yx22~x2+x3+x5)
uhatcQ22 <- residuals(modelcontraintQ22)
SSRcQ22 <- t(uhatcQ22)%*%uhatcQ22
FishercQ22 <- ((SSRcQ22-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFishercQ22 <- 1-pf(FishercQ22,q,n-k)
FishercQ22
pvalFishercQ22
#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 0, 0, 1, 0)
rhsiv = 0.93055
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


      ## Question 3
# Hypo Ho: beta2 + beta3=0
x23 <- x2-x3
modelcontraintQ3 <- lm(yvar~x23+x4+x5)
uhatcQ3 <- residuals(modelcontraintQ3)
SSRcQ3 <- t(uhatcQ3)%*%uhatcQ3
FishercQ3 <- ((SSRcQ3-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFishercQ3 <- 1-pf(FishercQ3,q,n-k)
tstatcQ3 <- sqrt(FishercQ3) # La racine d'une Fisher est une t de Student
pvaltcQ3 <- 2*(1-pt(tstatcQ3,n-k))
FishercQ3
pvalFishercQ3
tstatcQ3
pvaltcQ3
#UTILISONS LE TEST DE LINEARHYPOTHESIS DONT LA ROUTINE SE TROUVE DANS AER
H0iv <- c(0, 1, 1, 0, 0)
rhsiv = 0
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs= rhsiv)


   ## Question 4
#On test H0: beta2 = -0.5 ET beta3 = 0.5.
# 1. Fisher modele libre
Rl1 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
Rl2 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
R <- rbind(Rl1, Rl2)
```

```
r <- t(t(c(-0.5, 0.5)))
q=2
xpxinv <- solve(t(X)%*%X)
rxpxrinv <- solve(R%*%xpxinv%*%t(R))
Fishernum <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv%*%(R%*%beta-r)/q
SSR <- t(uhat)%*%uhat
Fisherdenom <- SSR/(n-k)
Fisher <- Fishernum/Fisherdenom
pvalFisher <- 1-pf(Fisher,q,(n-k))
Fisher
pvalFisher


    ## Question 5
#On test H0: beta2 = -1.5 ET beta3 = 1.5.
# 1. Fisher modele libre
Rl11 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
Rl22 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
R <- rbind(Rl11, Rl22)
r <- t(t(c(-1.5, 1.5)))
q=2
xpxinv2 <- solve(t(X)%*%X)
rxpxrinv2 <- solve(R%*%xpxinv%*%t(R))
Fishernum2 <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv%*%(R%*%beta-r)/q
SSR2 <- t(uhat)%*%uhat
Fisherdenom2 <- SSR2/(n-k)
Fisher2 <- Fishernum2/Fisherdenom2
pvalFisher2 <- 1-pf(Fisher2,q,(n-k))
Fisher2
pvalFisher2


   ## Question 6
#On test H0: beta2 = -1.5 , beta3 = 1.5 et beta4=0.5
# 1. Fisher modele libre
Rl61 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
Rl62 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
Rl63 <- c(0, 0, 0, 1, 0)
R <- rbind(Rl61, Rl62,Rl63)
r <- t(t(c(-1.5, 1.5, 0.5)))
q=3
xpxinv6 <- solve(t(X)%*%X)
rxpxrinv6 <- solve(R%*%xpxinv6%*%t(R))
Fishernum6 <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv6%*%(R%*%beta-r)/q
SSR6 <- t(uhat)%*%uhat
Fisherdenom6 <- SSR6/(n-k)
Fisher6 <- Fishernum6/Fisherdenom6
pvalFisher6 <- 1-pf(Fisher6,q,(n-k))
```

```
Fisher6
pvalFisher6


    ### Test supplémentaire sur beta4
#On test H0: beta2 = -1.5 , beta3 = 1.5 et beta4=-0.2
# 1. Fisher modele libre
Rl61 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
Rl62 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
Rl63 <- c(0, 0, 0, 1, 0)
R <- rbind(Rl61, Rl62,Rl63)
r <- t(t(c(-1.5, 1.5, -0.2)))
q=3
xpxinv6 <- solve(t(X)%*%X)
rxpxrinv6 <- solve(R%*%xpxinv6%*%t(R))
Fishernum6 <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv6%*%(R%*%beta-r)/q
SSR6 <- t(uhat)%*%uhat
Fisherdenom6 <- SSR6/(n-k)
Fisher6 <- Fishernum6/Fisherdenom6
pvalFisher6 <- 1-pf(Fisher6,q,(n-k))
Fisher6
pvalFisher6

    #On test H0: beta2 = -1.5 , beta3 = 1.5 et beta4=1.1
# 1. Fisher modele libre
Rl61 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
Rl62 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
Rl63 <- c(0, 0, 0, 1, 0)
R <- rbind(Rl61, Rl62,Rl63)
r <- t(t(c(-1.5, 1.5, 1.1)))
q=3
xpxinv6 <- solve(t(X)%*%X)
rxpxrinv6 <- solve(R%*%xpxinv6%*%t(R))
Fishernum6 <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv6%*%(R%*%beta-r)/q
SSR6 <- t(uhat)%*%uhat
Fisherdenom6 <- SSR6/(n-k)
Fisher6 <- Fishernum6/Fisherdenom6
pvalFisher6 <- 1-pf(Fisher6,q,(n-k))
Fisher6
pvalFisher6

    #On test H0: beta2 = -1.5 , beta3 = 1.5 et beta4= -1.5
# 1. Fisher modele libre
Rl61 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
Rl62 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
Rl63 <- c(0, 0, 0, 1, 0)
R <- rbind(Rl61, Rl62,Rl63)
r <- t(t(c(-1.5, 1.5, -1.5)))
```

```
q=3
xpxinv6 <- solve(t(X)%*%X)
rxpxrinv6 <- solve(R%*%xpxinv6%*%t(R))
Fishernum6 <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv6%*%(R%*%beta-r)/q
SSR6 <- t(uhat)%*%uhat
Fisherdenom6 <- SSR6/(n-k)
Fisher6 <- Fishernum6/Fisherdenom6
pvalFisher6 <- 1-pf(Fisher6,q,(n-k))
Fisher6
pvalFisher6


## Question 7
# Hypo Ho: beta3 + beta4=2
q=1
x43 <- x4-x3
y73 = yvar-2*x3
modelcontraintQ7 <- lm(y73~x2+x43+x5)
uhatcQ7 <- residuals(modelcontraintQ7)
SSRcQ7 <- t(uhatcQ7)%*%uhatcQ7
FishercQ7 <- ((SSRcQ7-SSR)/q)/(SSR/(n-k))
pvalFishercQ7 <- 1-pf(FishercQ7,q,n-k)
tstatcQ7 <- sqrt(FishercQ7)                    # La racine d'une Fisher est une t de Student
pvaltcQ7 <- 2*(1-pt(tstatcQ7,n-k))
FishercQ7
pvalFishercQ7
tstatcQ7
pvaltcQ7

# Avec linearHypothesis - la routine incluse dans AER
H0iv1 <- c(0, 0, 1, 1, 0)
rhsiv = 2
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv1, rhs= 2)

### Question 8
#On test H0: beta2 = 0 , beta3=0 beta4 = 0 et beta5= 0
# 1. Fisher modele libre
Rl81 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
Rl82 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
Rl83 <- c(0, 0, 0, 1, 0)
Rl84 <- c(0, 0, 0, 0, 1)
R <- rbind(Rl81, Rl82,Rl83,Rl84)
r <- t(t(c(0, 0, 0, 0)))
q=4
xpxinv8 <- solve(t(X)%*%X)
rxpxrinv8 <- solve(R%*%xpxinv8%*%t(R))
Fishernum8 <- t(R%*%beta-r)%*%rxpxrinv8%*%(R%*%beta-r)/q
SSR8 <- t(uhat)%*%uhat
```

```
Fisherdenom8 <- SSR8/(n-k)
Fisher8 <- Fishernum8/Fisherdenom8
pvalFisher8 <- 1-pf(Fisher8,q,(n-k))
Fisher8
pvalFisher8

# l'hypothèse nulle H0.
#Avec linearHypothesis - la routine incluse dans AER
H0ivl1 <- c(0, 1, 0, 0, 0)
H0ivl2 <- c(0, 0, 1, 0, 0)
H0ivl3 <- c(0, 0, 0, 1, 0)
H0ivl4 <- c(0, 0, 0, 0, 1)
H0iv <- rbind(H0ivl1, H0ivl2,H0ivl3,H0ivl4)
rhsiv <- c(0, 0, 0, 0)
linearHypothesis(modelelibre, hypothesis.matrix = H0iv, rhs = rhsiv)




#***************** PARTIE 2 ***********************************
install.packages("AER")
library(AER)
library(tidyverse)
Base<-read.table("C:/Users/Acer/Desktop/Methode_A22_TP1Q2.dat.txt")

x1 <- Base[,1]
x2 <- Base[,2]
x3 <- Base[,3]
x4 <- Base[,4]
x5 <- Base[,5]
x6 <- Base[,6]
x7 <- Base[,7]
x8 <- Base[,8]
x9 <- Base[,9]
yvar <- Base[,10]
Base <- cbind.data.frame(x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8, x9, yvar)

                ## a) Estimation du modele
modelelibre <-lm(yvar~x2+x3+x4+x5)
summary(modelelibre)

                #Calcul de la correlation
cor(x2,x3)


   ##c) Selection des variables par la methode descendante (Hypothèse 1 de Mco :
Recherche de la bonne specification)
```

```
select1 <-lm(yvar~x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+x9)
summary(select1)
select2 <-lm(yvar~x2+x4+x5+x6+x7+x8+x9)
summary(select2)
select3 <-lm(yvar~x2+x5+x6+x7+x8+x9)
summary(select3)
select4 <-lm(yvar~x2+x5+x6+x7+x9)
summary(select4)
select5 <-lm(yvar~x2+x6+x7+x9)
summary(select5)
select6 <-lm(yvar~x2+x6+x9)
summary(select6)

   ##d) Methode par selection ascendante

select11<- lm(yvar~x2)
summary(select11)
select12<- lm(yvar~x2+x3)
summary(select12)
select13<- lm(yvar~x3)
summary(select13)
select14<- lm(yvar~x3+x4)
summary(select14)
select15<- lm(yvar~x3+x4+x5)
summary(select15)
select16<- lm(yvar~x3+x5)
summary(select16)
select17<- lm(yvar~x3+x5+x6)
summary(select17)
select18<- lm(yvar~x3+x6)
summary(select18)
select19<- lm(yvar~x3+x6+x7)
summary(select19)
select20<- lm(yvar~x3+x6)
summary(select20)
select21<- lm(yvar~x3+x6+x8)
summary(select21)
select22<- lm(yvar~x3+x6+x9)
summary(select22)
select22<- lm(yvar~x3+x6)
summary(select22)

   ## e) ajout des variables à partir de y = β1 + β9x9 + u

select21 <- lm(yvar~x9)
summary(select21)
select22 <- lm(yvar~x9+x8)
summary(select22)
```

```
select23 <- lm(yvar~x9+x8+x7)
summary(select23)
select24 <- lm(yvar~x7+x9)
summary(select24)
select25 <- lm(yvar~x6+x7+x9)
summary(select25)
select26 <- lm(yvar~x6+x7)
summary(select26)
select27 <- lm(yvar~x5+x6+x7)
summary(select27)
select28 <- lm(yvar~x6+x7+x4)
summary(select28)
select29 <- lm(yvar~x3+x6+x7)
summary(select29)
select30 <- lm(yvar~x3+x6)
summary(select30)
select31 <- lm(yvar~x2+x3+x6)
summary(select31)

##-----------------------------PARTIE 3 --------------------------------------------
base6 <- read_excel("Base Elections Legislatives (2).xls")
head(base6)
base3 <- data.matrix(base6)
### Formatage de la base

x1 <- base3[,1]
x2 <- base3[,2]
x3 <- base3[,3]
x4 <- base3[,4]
x5 <- base3[,5]
x6 <- base3[,6]
x7 <- base3[,7]
x8 <- base3[,8]
yvar <- base3[,9]

base12 <- cbind.data.frame(x1,x2,x3,x4,x5,x6,x7,x8,yvar)
head(base12)
str(base12)

  ## Statistique descriptive
summary(base12)

## Modèle libre
modelelibre <- lm(yvar~x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8)
summary(modelelibre)

## Regression de la variable à expliquer sur les variables explicatives
reg23 <- lm(yvar~x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8)
```

```
summary(reg23)


###     c) Test d'hétéroscédasticité et autocorrelation des residus

 bptest(yvar~x1)
 bptest(yvar~x2)
 bptest(yvar~x3)
 bptest(yvar~x4)
 bptest(yvar~x5)
 bptest(yvar~x6)
 bptest(yvar~x7)
 bptest(yvar~x8)
 bptest(yvar~x1+x2)
 bptest(yvar~x1+x3)
 bptest(yvar~x1+x4)
 bptest(yvar~x1+x5)
 bptest(yvar~x1+x6)
 bptest(yvar~x1+x7)
 bptest(yvar~x1+x8)

 bptest(yvar~x2+x3)
 bptest(yvar~x2+x4)
 bptest(yvar~x2+x5)
 bptest(yvar~x2+x6)
 bptest(yvar~x2+x7)
 bptest(yvar~x2+x8)


 bptest(yvar~x3+x4)
 bptest(yvar~x3+x5)
 bptest(yvar~x3+x6)
 bptest(yvar~x3+x7)
 bptest(yvar~x3+x8)

 bptest(yvar~x3+x4+x5)
 bptest(yvar~x3+x4+x6)
 bptest(yvar~x3+x4+x7)
 bptest(yvar~x3+x4+x8)

 bptest(yvar~x1+x2+x3+x4+x5+x6+x7+x8+I(x1^2)+I(x2^2)+I(x3^2)+
         I(x4^2)+I(x5^2)+I(x6^2)+I(x7^2)+I(x8^2)+

I(x1*x2)+I(x1*x3)+I(x1*x4)+I(x1*x5)+I(x1*x6)+I(x1*x7)+I(x1*x8)+I(x2*x3)+I(x2*x4)+I(x2*x
5)+I(x2*x6)+I(x2*x7)+I(x2*x8)+I(x3*x4)+I(x3*x5)+I(x3*x6)+I(x3*x7)+I(x3*x8)+I(x4*x5)+I(x
4*x6)+I(x4*x7)+I(x4*x8)+I(x5*x6)+I(x5*x7)+I(x5*x8)+I(x6*x7)+I(x6*x8)+I(x7*x8))

 ##autocorrelation
```

```
##Test de Ljung Box
# On note que puisque la régression comprends neuf paramètres, on ne peut tester qu'à partir de t-10

base121 <- c(x1,x2,x3,x4,x5,x6,x7,x8,yvar)

Box.test(base121, lag=10, type = "Ljung-Box", fitdf=9)
Box.test(base121, lag=11, type = "Ljung-Box", fitdf=9)
```