

# Modèles linéaires en actuariat

Exercices et solutions



# Modèles linéaires en actuariat

Exercices et solutions

**Marie-Pier Côté**

**Vincent Mercier**

**École d'actuariat, Université Laval**

**Seconde édition**

© 2019 Marie-Pier Côté. La partie I du recueil « Modèles linéaires en actuariat : Exercices et solutions » est dérivée partiellement de la première partie de la deuxième édition de « Modèles de régression et de séries chronologiques : Exercices et solutions » de Vincent Goulet, sous contrat CC BY-SA 2.5.



Cette création est mise à disposition selon le contrat Paternité-Partage des conditions initiales à l'identique 2.5 Canada disponible en ligne <http://creativecommons.org/licenses/by-sa/2.5/ca/> ou par courrier postal à Creative Commons, 171 Second Street, Suite 300, San Francisco, California 94105, USA.

#### **Historique de publication**

Septembre 2019 : Première édition

#### **Code source**

Le code source  $\text{\LaTeX}$  de la première édition de ce document est disponible en communiquant directement avec les auteurs.

# Introduction

Ce document contient les exercices proposés par Marie-Pier Côté pour le cours ACT-2003 Modèles linéaires en actuariat, donné à l'École d'actuariat de l'Université Laval. Le recueil a été mis en forme par Vincent Mercier, auxiliaire d'enseignement, à l'aide du soutien financier de la Chaire de leadership en enseignement en analyse de données massives pour l'actuariat — Intact.

Plusieurs des exercices de la première partie proviennent d'une ancienne version du recueil, rédigée par Vincent Goulet, professeur à l'École d'actuariat de l'Université Laval. Certains exercices sont le fruit de l'imagination des auteurs ou de ceux des versions précédentes, alors que plusieurs autres sont des adaptations d'exercices tirés des ouvrages cités dans la bibliographie. C'est d'ailleurs afin de ne pas usurper de droits d'auteur que ce document est publié selon les termes du contrat Paternité-Partage des conditions initiales à l'identique 2.5 Canada de Creative Commons. Il s'agit donc d'un document «libre» que quiconque peut réutiliser et modifier à sa guise, à condition que le nouveau document soit publié avec le même contrat.

Le document est séparé en deux parties correspondant aux deux sujets faisant l'objet du cours : d'abord la régression linéaire (simple, multiple et régularisée), puis les modèles linéaires généralisés. L'estimation des paramètres, le calcul de prévisions et l'analyse des résultats sont toutes des procédures à forte composante numérique. Il serait tout à fait artificiel de se restreindre, dans les exercices, à de petits ensembles de données se prêtant au calcul manuel. Dans cette optique, plusieurs des exercices requièrent l'utilisation du logiciel statistique R.

L'annexe A rappelle quelques concepts de statistique de base et contient les tables de la loi khi-carrée et Student, nécessaires pour quelques exercices. L'annexe B détaille la notation et les propriétés de la loi normale multivariée. L'annexe C contient quelques résultats d'algèbre matricielle utiles pour résoudre certains exercices.

Les réponses des exercices se trouvent à la fin de chacun des chapitres, alors que les solutions complètes sont regroupées à l'annexe D.

Tous les jeux de données mentionnés dans ce document sont disponibles en format électronique sur le site de cours ainsi qu'à l'adresse [https://github.com/mpcot24/ACT2003-exercices/tree/master/exercices\\_modeles\\_lineaires/data](https://github.com/mpcot24/ACT2003-exercices/tree/master/exercices_modeles_lineaires/data)

Ces jeux de données sont importés dans R avec une commande `scan`, `read.table` ou `read.csv`. Certains jeux de données sont également fournis avec R ; la commande

```
> data()
```

en fournit une liste complète.

Nous remercions d'avance les lecteurs qui voudront bien nous faire part de toute erreur ou omission dans les exercices ou leurs réponses.

Marie-Pier Côté <marie-pier.cote@act.ulaval.ca>

Vincent Mercier <vincent.mercier.7@ulaval.ca>

Québec, septembre 2019



# Table des matières

<b>Introduction</b>	<b>v</b>
<b>I Régression linéaire</b>	<b>1</b>
2 Régression linéaire simple	3
3 Régression linéaire multiple	11
<b>II Modèles linéaires généralisés</b>	<b>21</b>
<b>III Annexes</b>	<b>23</b>
<b>A Révision de certains concepts de statistique et tables</b>	<b>25</b>
A.1 Quelques distributions bien connues . . . . .	25
A.2 Maximum de vraisemblance . . . . .	26
A.3 Estimateur sans biais . . . . .	26
A.4 Table de quantiles de la loi khi carré . . . . .	27
A.5 Table de quantiles de la loi $t$ . . . . .	28
<b>B La loi normale multivariée</b>	<b>29</b>
B.1 Espérance et variance . . . . .	30
B.2 La matrice de variance-covariance . . . . .	30
<b>C Éléments d'algèbre matricielle</b>	<b>33</b>
C.1 Opérations de base sur les matrices . . . . .	33
C.2 Propriétés de base des matrices . . . . .	34
C.3 Dérivées . . . . .	35
C.4 Moments de vecteurs aléatoires . . . . .	35
<b>D Solutions</b>	<b>37</b>
Chapitre 2 . . . . .	37
Chapitre 3 . . . . .	65





**Première partie**

**Régression linéaire**



## 2 Régression linéaire simple

2.1 Considérer les données suivantes et le modèle de régression linéaire  $Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i$  :

$i$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$x_i$	65	43	44	59	60	50	52	38	42	40
$Y_i$	12	32	36	18	17	20	21	40	30	24

- Placer les points ci-dessus sur un graphique.
  - Calculer les équations de score.
  - Calculer les estimateurs  $\hat{\beta}_0$  et  $\hat{\beta}_1$  en résolvant le système d'équations obtenu en b).
  - Calculer les prévisions  $\hat{Y}_i$  correspondant à  $x_i$  pour  $i = 1, \dots, n$ . Ajouter la droite de régression au graphique fait en a).
  - Vérifier empiriquement que  $\sum_{i=1}^{10} \hat{\varepsilon}_i = 0$ .
- 2.2 Considérer le modèle de régression linéaire par rapport au temps  $Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t$ , pour  $t = 1, \dots, n$ . Écrire les équations de score et obtenir les estimateurs des moindres carrés des paramètres  $\beta_0$  et  $\beta_1$ . Note :  $\sum_{i=1}^n i^2 = n(n+1)(2n+1)/6$ .
- 2.3 a) Trouver l'estimateur des moindres carrés du paramètre  $\beta$  dans le modèle de régression linéaire passant par l'origine  $Y_i = \beta x_i + \varepsilon_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ , sous les postulats  $E[\varepsilon_i] = 0$ , et  $\text{cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = \mathbf{1}(i=j)\sigma^2$ .
- Démontrer que l'estimateur en a) est sans biais.
  - Calculer la variance de l'estimateur en a).
- 2.4 On s'intéresse à l'impact du sexe sur l'espérance de vie. On connaît les durées de vie de  $n_F = 300$  femmes et  $n_H = 200$  hommes. On choisit d'utiliser la variable indicatrice

$$x_i = \begin{cases} 0 & , \text{ si } \text{SEXE}_i = \text{H} \\ 1 & , \text{ si } \text{SEXE}_i = \text{F} \end{cases}.$$

On note  $\bar{Y}_F$  la moyenne des durées de vie des femmes et  $\bar{Y}_H$  la moyenne des durées de vie des hommes.

- Montrer que l'estimateur des moindres carrés  $\hat{\beta}_1$  (lié à la variable explicative  $x$ ) est égal à  $\bar{Y}_F - \bar{Y}_H$ . Indice : On peut exprimer  $\bar{Y}$  en termes de  $\bar{Y}_F$  et  $\bar{Y}_H$ .
- Ce résultat permet-il d'interpréter le coefficient relié à une variable catégorique binaire? Expliquer.
- Que représente  $\hat{\beta}_0$  dans ce cas?

- 2.5 Démontrer que l'estimateur des moindres carrés  $\hat{\beta}$  trouvé à l'exercice 2.3 est l'estimateur sans biais à variance (uniformément) minimale du paramètre  $\beta$ . En termes mathématiques : soit

$$\beta^* = \sum_{i=1}^n c_i Y_i$$

un estimateur linéaire du paramètre  $\beta$ . Démontrer qu'en déterminant les coefficients  $c_1, \dots, c_n$  de façon à minimiser

$$\text{var}(\beta^*) = \text{var}\left(\sum_{i=1}^n c_i Y_i\right)$$

sous la contrainte que

$$\mathbb{E}[\beta^*] = \mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^n c_i Y_i\right] = \beta,$$

on obtient  $\beta^* = \hat{\beta}$ .

- 2.6 Soit le modèle de régression linéaire simple

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2).$$

Construire un intervalle de confiance de niveau  $1 - \alpha$  pour le paramètre  $\beta_1$  si la variance  $\sigma^2$  est connue.

- 2.7 Vous analysez la relation entre la consommation de gaz naturel *per capita* et le prix du gaz naturel. Vous avez colligé les données de 20 grandes villes et proposé le modèle

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon,$$

où  $Y$  représente la consommation de gaz *per capita*,  $x$  le prix et  $\varepsilon$  est le terme d'erreur aléatoire distribué selon une loi normale. Vous avez obtenu les résultats suivants :

$$\hat{\beta}_0 = 138,581 \qquad \sum_{i=1}^{20} (x_i - \bar{x})^2 = 10668$$

$$\hat{\beta}_1 = -1,104 \qquad \sum_{i=1}^{20} (Y_i - \bar{Y})^2 = 20838$$

$$\sum_{i=1}^{20} x_i^2 = 90048 \qquad \sum_{i=1}^{20} \hat{\varepsilon}_i^2 = 7832.$$

$$\sum_{i=1}^{20} Y_i^2 = 116058$$

Trouver le plus petit intervalle de confiance à 95 % pour le paramètre  $\beta_1$ .

- 2.8 Considérer le modèle de régression linéaire passant par l'origine présenté à l'exercice 2.3. Soit  $x_0$  une valeur de la variable indépendante,  $Y_0$  la vraie valeur de la variable indépendante correspondant à  $x_0$  et  $\hat{Y}_0$  la prévision (ou estimation) de  $Y_0$ . En supposant que

- i)  $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ ;
- ii)  $\text{cov}(\varepsilon_0, \varepsilon_i) = 0$  pour tout  $i = 1, \dots, n$ ;
- iii)  $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$  est estimé par  $s^2$ ,

construire un intervalle de confiance de niveau  $1 - \alpha$  pour  $Y_0$ . Faire tous les calculs intermédiaires.

2.9 La masse monétaire et le produit national brut (en millions de *snouks*) de la Fictinie (Asie postérieure) sont reproduits dans le tableau ci-dessous.

Année	Masse monétaire	PNB
1987	2,0	5,0
1988	2,5	5,5
1989	3,2	6,0
1990	3,6	7,0
1991	3,3	7,2
1992	4,0	7,7
1993	4,2	8,4
1994	4,6	9,0
1995	4,8	9,7
1996	5,0	10,0

- Établir une relation linéaire dans laquelle la masse monétaire explique le produit national brut (PNB).
- Construire des intervalles de confiance pour l'ordonnée à l'origine et la pente estimées en a). Peut-on rejeter l'hypothèse que la pente est nulle ? Égale à 1 ?
- Si, en tant que ministre des Finances de la Fictinie, vous souhaitez que le PNB soit de 12,0 en 1997, à combien fixeriez-vous la masse monétaire ?
- Pour une masse monétaire telle que fixée en c), déterminer les bornes inférieure et supérieure à l'intérieur desquelles devrait, avec une probabilité de 95 %, se trouver le PNB moyen. Répéter pour la valeur du PNB de l'année 1997.

2.10 Dans le contexte de la régression linéaire simple, démontrer que

a)  $E[\text{MSE}] = \sigma^2$

b)  $E[\text{MSR}] = \sigma^2 + \beta_1^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

2.11 Le tableau ci-dessous présente les résultats de l'effet de la température sur le rendement d'un procédé chimique.

$x$	$Y$
-5	1
-4	5
-3	4
-2	7
-1	10
0	8
1	9
2	13
3	14
4	13
5	18

- On suppose une relation linéaire simple entre la température et le rendement. Calculer les estimateurs des moindres carrés de l'ordonnée à l'origine et de la pente de cette relation.
- Établir le tableau d'analyse de variance et tester si la pente est significativement différente de zéro avec un niveau de confiance de 0,95.

- c) Quelles sont les limites de l'intervalle de confiance à 95 % pour la pente ?  
 d) Y a-t-il quelque indication qu'un meilleur modèle devrait être employé ?

**2.12** Y a-t-il une relation entre l'espérance de vie et la longueur de la «ligne de vie» dans la main ? Dans un article de 1974 publié dans le *Journal of the American Medical Association*, Mather et Wilson dévoilent les 50 observations contenues dans le fichier `lifeline.dat`. À la lumière de ces données, y a-t-il, selon vous, une relation entre la «ligne de vie» et l'espérance de vie ? Vous pouvez utiliser l'information partielle suivante :

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^{50} x_i &= 3333 & \sum_{i=1}^{50} x_i^2 &= 231\,933 & \sum_{i=1}^{50} x_i Y_i &= 30\,549,75 \\ \sum_{i=1}^{50} Y_i &= 459,9 & \sum_{i=1}^{50} Y_i^2 &= 4\,308,57. \end{aligned}$$

**2.13** Dans le contexte de la régression linéaire simple, démontrer que

$$\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y}) \hat{\varepsilon}_i = 0.$$

**2.14** On s'intéresse à la covariance entre deux résidus.

- a) D'abord, trouver  $\text{cov}(Y_i, \hat{Y}_j)$ .  
 b) Puis, calculer  $\text{cov}(\hat{Y}_i, \hat{Y}_j)$ .  
 c) Dédire de a) et b) que

$$\text{cov}(\hat{\varepsilon}_i, \hat{\varepsilon}_j) = -\sigma^2 \left( \frac{1}{n} + \frac{(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S_{xx}} \right).$$

**2.15** On vous donne les observations ci-dessous.

$i$	$x_i$	$Y_i$
1	2	6
2	3	4
3	5	6
4	7	3
5	4	6
6	4	4
7	1	7
8	6	4

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^8 x_i &= 32 & \sum_{i=1}^8 x_i^2 &= 156 \\ \sum_{i=1}^8 Y_i &= 40 & \sum_{i=1}^8 Y_i^2 &= 214 \\ \sum_{i=1}^8 x_i Y_i &= 146 \end{aligned}$$

- a) Calculer les coefficients de la régression  $Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i$ , avec  $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$ .  
 b) Construire le tableau d'analyse de variance de la régression en a) et calculer le coefficient de détermination  $R^2$ . Interpréter les résultats.
- 2.16** Le jeu de données `women.dat`, inclus dans R, contient les tailles et les poids moyens de femmes américaines âgées de 30 à 39 ans. Importer les données dans R avec `data(women)`, puis répondre aux questions suivantes.
- a) Établir graphiquement une relation entre la taille (*height*) et le poids (*weight*) des femmes.

- b) À la lumière du graphique en a), proposer un modèle de régression approprié et en estimer les paramètres.
  - c) Ajouter la droite de régression calculée en b) au graphique. Juger visuellement de l'ajustement du modèle.
  - d) Obtenir, à l'aide de la fonction `summary` la valeur du coefficient de détermination  $R^2$ . La valeur est-elle conforme à la conclusion faite en c) ?
  - e) Calculer les statistiques SST, SSR et SSE, puis vérifier que  $SST = SSR + SSE$ . Calculer ensuite la valeur de  $R^2$  et la comparer à celle obtenue en d).
- 2.17 Supposons que les observations  $(x_1, Y_1), \dots, (x_n, Y_n)$  sont soumises à une transformation linéaire, c'est-à-dire que  $Y_i$  devient  $Y'_i = a + bY_i$  et que  $x_i$  devient  $x'_i = c + dx_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ .
- a) Trouver quel sera l'impact sur les estimateurs des moindres carrés des paramètres  $\beta_0$  et  $\beta_1$  dans le modèle de régression linéaire  $Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i$ .
  - b) Démontrer que le coefficient de détermination  $R^2$  n'est pas affecté par la transformation linéaire.
- 2.18 On sait depuis l'exercice 2.3 que pour le modèle de régression linéaire simple passant par l'origine  $Y_i = \beta x_i + \varepsilon_i$ , l'estimateur des moindres carrés de  $\beta$  est

$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}.$$

Démontrer que l'on peut obtenir ce résultat en utilisant la formule pour  $\hat{\beta}_1$  dans la régression linéaire simple usuelle ( $Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i$ ) en ayant d'abord soin d'ajouter aux données un  $(n+1)^e$  point  $(m\bar{x}, m\bar{Y})$ , où

$$m = \frac{n}{\sqrt{n+1}-1} = \frac{n}{a}.$$

- 2.19 Le fichier `house.dat` contient diverses données relatives à la valeur des maisons dans la région métropolitaine de Boston. La signification des différentes variables se trouve dans le fichier. Comme l'ensemble de données est plutôt grand (506 observations pour chacune des 13 variables), répondre aux questions suivantes à l'aide de R.
- a) Déterminer à l'aide de graphiques à laquelle des variables suivantes le prix médian des maisons (`medv`) est le plus susceptible d'être lié par une relation linéaire : le nombre moyen de pièces par immeuble (`rm`), la proportion d'immeubles construits avant 1940 (`age`), le taux de taxe foncière par 10 000 \$ d'évaluation (`tax`) ou le pourcentage de population sous le seuil de la pauvreté (`lstat`).
- Astuce* : en supposant que les données se trouvent dans le *data frame* `house`, essayer les commandes suivantes :
- ```
plot(house)
attach(house)
plot(data.frame(rm, age, lstat, tax, medv))
detach(house)
plot(medv ~ rm + age + lstat + tax, data = house)
```
- b) Faire l'analyse complète de la régression entre le prix médian des maisons et la variable choisie en a), c'est-à-dire : calcul de la droite de régression, tests d'hypothèses sur les paramètres afin de savoir si la régression est significative, mesure de la qualité de l'ajustement et calcul de l'intervalle de confiance de la régression.
  - c) Répéter l'exercice en b) en utilisant une variable ayant été rejetée en a). Observer les différences dans les résultats.

**2.20** On veut prévoir la consommation de carburant d'une automobile à partir de ses différentes caractéristiques physiques, notamment le type du moteur. Le fichier `carburant.dat` contient des données tirées de *Consumer Reports* pour 38 automobiles des années modèle 1978 et 1979. Les caractéristiques fournies sont

- `mpg` : consommation de carburant en milles au gallon ;
- `nbcyl` : nombre de cylindres (remarquer la forte représentation des 8 cylindres !);
- `cylindree` : cylindrée du moteur, en pouces cubes ;
- `cv` : puissance en chevaux vapeurs ;
- `poids` : poids de la voiture en milliers de livres.

Utiliser R pour faire l'analyse ci-dessous.

- a) Convertir les données du fichier en unités métriques, le cas échéant. Par exemple, la consommation de carburant s'exprime en  $\ell/100$  km. Or, un gallon américain correspond à 3,785 litres et 1 mille à 1,6093 kilomètre. La consommation en litres aux 100 km s'obtient donc en divisant 235,1954 par la consommation en milles au gallon. De plus, 1 livre correspond à 0,45455 kilogramme.
  - b) Établir une relation entre la consommation de carburant d'une voiture et son poids. Vérifier la qualité de l'ajustement du modèle et si le modèle est significatif.
  - c) Trouver un intervalle de confiance à 95 % pour la consommation en carburant d'une voiture de 1 350 kg.
- 2.21** Dans un graphique des résidus en fonction des valeurs prédites, on observe de l'hétéroscédasticité. Après une analyse plus poussée, on note que la variance de  $\hat{\varepsilon}_i$  est approximativement proportionnelle à  $E[Y_i]^4$ . Proposer une transformation  $g$  de la variable réponse qui permettra de stabiliser la variance.
- 2.22** Les données suivantes présentent le nombre moyen de bactéries vivantes dans une boîte de conserve de nourriture et le temps (en minutes) d'exposition à une chaleur de 300°F.<sup>1</sup>

| Nombre de bactéries | Temps d'exposition (min) |
|---------------------|--------------------------|
| 175                 | 1                        |
| 108                 | 2                        |
| 95                  | 3                        |
| 82                  | 4                        |
| 71                  | 5                        |
| 50                  | 6                        |
| 49                  | 7                        |
| 31                  | 8                        |
| 28                  | 9                        |
| 17                  | 10                       |
| 16                  | 11                       |
| 11                  | 12                       |

- a) Tracer un nuage de points des données. Est-ce qu'un modèle de régression linéaire semble adéquat ?
- b) Ajuster aux données un modèle de régression linéaire. Calculer les statistiques sommaires et produire les graphiques de résidus. Interpréter les résultats. Quelles sont vos conclusions par rapport à la validité du modèle de régression ?

1. Source : D. Montgomery, E.A. Peck et G.G. Vining (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis*. Fifth Edition. Wiley.



- c) Identifier une transformation pour ces données afin d'utiliser adéquatement les méthodes de régression. Ajuster ce nouveau modèle et tester la validité de la régression.

## Réponses

- 2.1 c)  $\hat{\beta}_0 = 66.44882$  et  $\hat{\beta}_1 = -0.8407468$  d)  $\hat{Y}_1 = 11,80, \hat{Y}_2 = 30,30, \hat{Y}_3 = 29,46, \hat{Y}_4 = 16,84, \hat{Y}_5 = 16,00, \hat{Y}_6 = 24,41, \hat{Y}_7 = 22,73, \hat{Y}_8 = 34,50, \hat{Y}_9 = 31,14, \hat{Y}_{10} = 32,82$
- 2.2  $\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1(n+1)/2$ , et  $\hat{\beta}_1 = \{12 \sum_{t=0}^n tY_t - 6n(n+1)\bar{Y}\} / \{n(n^2-1)\}$
- 2.3 a)  $\hat{\beta} = \sum_{i=1}^n x_i Y_i / \sum_{i=1}^n x_i^2$  c)  $\text{var}(\hat{\beta}) = \sigma^2 / \sum_{i=1}^n x_i^2$
- 2.6  $\beta_1 \in \hat{\beta}_1 \pm z_{\alpha/2} \sigma \left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right\}^{-1/2}$
- 2.7  $(-1,5, -0,7)$
- 2.8  $\hat{Y}_0 \pm t_{\alpha/2}(n-1) s \sqrt{1 + x_0^2 / \sum_{i=1}^n x_i^2}$
- 2.9 a)  $\text{PNB} = 1,168 + 1,716 \text{ MM}$  b)  $\beta_0 \in (0,060, 2,276), \beta_1 \in (1,427, 2,005)$  c) 6,31 d) (11,20, 12,80) et (10,83, 13,17)
- 2.11 a)  $\hat{\beta}_0 = 9,273, \hat{\beta}_1 = 1,436$  b)  $t = 9,809$  c) (1,105, 1,768)
- 2.12  $F = 0,73$ , valeur  $p : 0,397$
- 2.15 a)  $\hat{\beta}_0 = 7$  et  $\hat{\beta}_1 = -0,5$  b)  $\text{SST} = 14, \text{SSR} = 7, \text{SSE} = 7, \text{MSR} = 7, \text{MSE} = 7/6, F = 6, R^2 = 0,5$
- 2.16 b)  $\hat{\beta}_0 = -87,5167$  et  $\hat{\beta}_1 = 3,45$  d)  $R^2 = 0,991$  e)  $\text{SSR} = 3332,7 \text{ SSE} = 30,23$  et  $\text{SST} = 3362,93$
- 2.17 a)  $\hat{\beta}'_1 = (b/d)\hat{\beta}_1$
- 2.20 b)  $R^2 = 0,858$  et  $F = 217,5$  c)  $10,57 \pm 2,13$



### 3 Régression linéaire multiple

- 3.1 Considérer le modèle de régression linéaire  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$ , où  $\mathbf{X}$  est une matrice  $n \times (p + 1)$ . Démontrer, en dérivant

$$\begin{aligned} S(\boldsymbol{\beta}) &= \sum_{i=1}^n (Y_i - \mathbf{x}_i^\top \boldsymbol{\beta})^2 \\ &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \end{aligned}$$

par rapport à  $\boldsymbol{\beta}$ , que les équations normales à résoudre pour obtenir l'estimateur des moindres carrés de  $\boldsymbol{\beta}$  sont, sous forme matricielle,

$$(\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) \hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}^\top \mathbf{Y},$$

Déduire l'estimateur des moindres carrés de ces équations. *Astuce* : utiliser le théorème **Dérivée d'une fonction** de la section C.3.

- 3.2 Pour chacun des modèles de régression ci-dessous, spécifier la matrice de schéma  $\mathbf{X}$  dans la représentation  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$  du modèle, puis obtenir, si possible, les formules explicites des estimateurs des moindres carrés des paramètres.
- $Y_i = \beta_0 + \varepsilon_i$
  - $Y_i = \beta_1 x_i + \varepsilon_i$
  - $Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \varepsilon_i$
- 3.3 Vérifier, pour le modèle de régression linéaire simple, que les valeurs trouvées dans la matrice de variance-covariance  $\text{var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2 (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1}$  correspondent à celles calculées au chapitre 2.
- 3.4 Démontrer les relations ci-dessous dans le contexte de la régression linéaire multiple et trouver leur équivalent en régression linéaire simple. Utiliser  $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}$ .
- $\mathbf{X}^\top \boldsymbol{\varepsilon} = 0$
  - $\hat{\mathbf{Y}}^\top \boldsymbol{\varepsilon} = 0$
  - $\hat{\mathbf{Y}}^\top \hat{\mathbf{Y}} = \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{Y}$
- 3.5 Considérer le modèle de régression linéaire multiple présenté à l'exercice 3.1. Soit  $\hat{Y}_0$  la prévision de la variable dépendante correspondant aux valeurs du vecteur colonne  $\mathbf{x}_0^\top = (1, x_{01}, \dots, x_{0p})$  des  $p$  variables indépendantes. On a donc

$$\hat{Y}_0 = \mathbf{x}_0^\top \hat{\boldsymbol{\beta}}.$$

- Démontrer que  $E[\hat{Y}_0] = E[Y_0]$ .
- Démontrer que l'erreur dans la prévision de la valeur moyenne de  $Y_0$  est

$$E[(\hat{Y}_0 - E[Y_0])^2] = \sigma^2 \mathbf{x}_0^\top (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_0.$$

Construire un intervalle de confiance de niveau  $1 - \alpha$  pour  $E[Y_0]$ .

c) Démontrer que l'erreur dans la prévision de  $Y_0$  est

$$E[(Y_0 - \hat{Y}_0)^2] = \sigma^2 (1 + \mathbf{x}_0^\top (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{x}_0).$$

Construire un intervalle de confiance de niveau  $1 - \alpha$  pour  $Y_0$ .

3.6 En ajustant le modèle

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \varepsilon_i$$

à un ensemble de données, on a obtenu les statistiques suivantes :

$$R^2 = 0,521$$

$$F = 5,438.$$

Déterminer la valeur  $p$  approximative du test global de validité du modèle.

3.7 On vous donne les observations suivantes :

| $Y$ | $x_1$ | $x_2$ |
|-----|-------|-------|
| 17  | 4     | 9     |
| 12  | 3     | 10    |
| 14  | 3     | 11    |
| 13  | 3     | 11    |

De plus, si  $\mathbf{X}$  est la matrice de schéma du modèle

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, 3, 4,$$

où  $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ , alors

$$(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 765 & -87 & -47 \\ -87 & 11 & 5 \\ -47 & 5 & 3 \end{bmatrix}$$

et

$$(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -6 & 34 & -13 & -13 \\ 2 & -4 & 1 & 1 \\ 0 & -2 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

- Trouver, par la méthode des moindres carrés, les estimateurs des paramètres du modèle mentionné ci-dessus.
  - Construire le tableau d'analyse de variance du modèle obtenu en a) et calculer le coefficient de détermination.
  - Vérifier si les variables  $x_1$  et  $x_2$  sont significatives dans le modèle.
  - Trouver un intervalle de confiance à 95 % pour la valeur de  $Y$  lorsque  $x_1 = 3,5$  et  $x_2 = 9$ .
- 3.8 Répéter l'exercice 2.20 en ajoutant la cylindrée du véhicule en litres dans le modèle. La cylindrée est exprimée en pouces cubes dans les données. Or, 1 pouce correspond à 2,54 cm et un litre est défini comme étant 1 dm<sup>3</sup>, soit 1 000 cm<sup>3</sup>. Trouver un intervalle de confiance pour la consommation en carburant d'une voiture de 1 350 kg ayant un moteur de 1,8 litre.

- 3.9 Dans un exemple du chapitre 2 des notes de cours, nous avons tâché d'expliquer les sinistres annuels moyens par véhicule pour différents types de véhicules uniquement par la puissance du moteur (en chevaux-vapeur). Notre conclusion était à l'effet que la régression était significative — rejet de  $H_0$  dans les tests  $t$  et  $F$  — mais l'ajustement mauvais —  $R^2$  petit.

Examiner les autres variables fournies dans le fichier `auto-price.dat` et choisir deux autres caractéristiques susceptibles d'expliquer les niveaux de sinistres. Par exemple, peut-on distinguer une voiture sport d'une minifourgonnette?

Une fois les variables additionnelles choisies, calculer les différentes statistiques propres à une régression en ajoutant d'abord une, puis deux variables au modèle de base. Quelles sont vos conclusions?

- 3.10 En bon étudiant(e), vous vous intéressez à la relation liant la demande pour la bière,  $Y$ , aux variables indépendantes  $x_1$  (le prix de celle-ci),  $x_2$  (le revenu disponible) et  $x_3$  (la demande de l'année précédente). Un total de 20 observations sont disponibles. Vous postulez le modèle

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \varepsilon_i,$$

où  $E[\varepsilon_i] = 0$  et  $\text{cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = \delta_{ij}\sigma^2$ . Les résultats de cette régression, tels que calculés dans R, sont fournis ci-dessous.

```
> fit <- lm(Y ~ X1 + X2 + X3, data = biere)
> summary(fit)

Call: lm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3, data = biere)
Residuals:
    Min.      1st Qu.        Median         3rd Qu.         Max.
-1.014e+04 -5.193e-03 -2.595e-03  4.367e-03  2.311e-02

Coefficients:
              Value Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.5943   1.0138    1.5726   0.1354
X1 -0.0480    0.1479   -0.3243   0.7499
X2  0.0549    0.0306    1.7950   0.0916
X3  0.8130    0.1160    7.0121  2.933e-06

Residual standard error: 0.0098 on 16 degrees of freedom
Multiple R-Squared:  0.9810    Adjusted R-squared:  0.9774
F-statistic: 275.49 on 3 and 16 degrees of freedom,
the p-value is 7.160e-14
```

- Indiquer les dimensions des matrices et vecteurs dans la représentation matricielle  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$  du modèle.
  - La régression est-elle significative? Expliquer.
  - On porte une attention plus particulière au paramètre  $\beta_2$ . Est-il significativement différent de zéro? Quelle est l'interprétation du test  $H_0 : \beta_2 = 0$  versus  $H_1 : \beta_2 \neq 0$ ?
  - Quelle est la valeur et l'interprétation de  $R^2$ , le coefficient de détermination? De manière générale, est-il envisageable d'obtenir un  $R^2$  élevé et, simultanément, toutes les statistiques  $t$  pour les tests  $H_0 : \beta_1 = 0$ ,  $H_0 : \beta_2 = 0$  et  $H_0 : \beta_3 = 0$  non significatives? Expliquer brièvement.
- 3.11 Au cours d'une analyse de régression, on a colligé les valeurs de trois variables explicatives  $x_1$ ,  $x_2$  et  $x_3$  ainsi que celles d'une variable dépendante  $Y$ . Les résultats suivants ont par la suite été obtenus avec R.

```
> anova(lm(Y ~ X2 + X3, data = foo))
```

Analysis of Variance Table

Response: Y

|           | Df | Sum of Sq | Mean Sq  | F Value  | Pr(>F)           |
|-----------|----|-----------|----------|----------|------------------|
| X2        | 1  | 45.59085  | 45.59085 | 106.0095 | 0.0000000007 *** |
| X3        | 1  | 8.76355   | 8.76355  | 20.3773  | 0.0001718416 *** |
| Residuals | 22 | 9.46140   | 0.43006  |          |                  |

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
> anova(lm(Y ~ X1 + X2 + X3, data = foo))
```

Analysis of Variance Table

Response: Y

|           | Df | Sum of Sq | Mean Sq  | F Value  | Pr(>F)         |
|-----------|----|-----------|----------|----------|----------------|
| X1        | 1  | 45.59240  | 45.59240 | 101.6681 | 0.00000000 *** |
| X2        | 1  | 0.01842   | 0.01842  | 0.0411   | 0.8413279      |
| X3        | 1  | 8.78766   | 8.78766  | 19.5959  | 0.0002342 ***  |
| Residuals | 21 | 9.41731   | 0.44844  |          |                |

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

a) On considère le modèle complet  $Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \varepsilon$ . À partir de l'information ci-dessus, calculer la statistique appropriée pour compléter chacun des tests suivants. Indiquer également le nombre de degrés de liberté de cette statistique. Dans tous les cas, l'hypothèse alternative  $H_1$  est la négation de l'hypothèse  $H_0$ .

i)  $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$

ii)  $H_0 : \beta_1 = 0$

iii)  $H_0 : \beta_2 = \beta_3 = 0$

b) À la lumière des résultats en a), quelle(s) variable(s) devrait-on inclure dans la régression? Justifier votre réponse.

**3.12** Dans une régression multiple avec quatre variables explicatives et 506 données, on a obtenu :

$$\text{SSR}(x_1|x_4) = 21\,348$$

$$\text{SSR}(x_4) = 2\,668$$

$$R^2 = 0,6903$$

$$s^2 = 26,41.$$

Calculer la statistique appropriée pour le test

$$H_0 : \beta_2 = \beta_3 = 0$$

$$H_1 : \beta_2 \neq 0 \text{ ou } \beta_3 \neq 0.$$

3.13 En régression linéaire multiple, on a  $\hat{\beta} \sim \mathcal{N}(\beta, \sigma^2(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1})$  et  $\text{SSE}/\sigma^2 \sim \chi^2(n - p - 1)$ .

a) Vérifier que

$$\frac{\hat{\beta}_i - \beta_i}{s\sqrt{c_{ii}}} \sim t(n - p - 1), \quad i = 0, 1, \dots, p,$$

où  $c_{ii}$  est le  $(i + 1)^{\text{e}}$  élément de la diagonale de la matrice  $(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1}$  et  $s^2 = \text{MSE}$ .

b) Que vaut  $c_{11}$  en régression linéaire simple ? Adapter le résultat ci-dessus à ce modèle.

3.14 Considérer le modèle de régression linéaire  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\beta + \varepsilon$ , où  $\mathbf{X}$  est une matrice  $n \times (p + 1)$ ,  $\text{var}(\varepsilon) = \sigma^2 \mathbf{W}^{-1}$  et  $\mathbf{W} = \text{diag}(w_1, \dots, w_n)$ . Démontrer, en dérivant

$$\begin{aligned} S(\beta) &= \sum_{i=1}^n w_i (Y_i - \mathbf{x}_i^\top \beta)^2 \\ &= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta)^\top \mathbf{W} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta) \end{aligned}$$

par rapport à  $\beta$ , que les équations normales à résoudre pour obtenir l'estimateur des moindres carrés pondérés de  $\beta$  sont, sous forme matricielle,

$$(\mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{X}) \hat{\beta}^* = \mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{Y},$$

puis en déduire cet estimateur. *Astuce* : cette preuve est simple si l'on utilise le théorème **Dérivée d'une fonction** de la section C.3 avec  $\mathbf{A} = \mathbf{W}$  et  $f(\beta) = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta$ .

3.15 Considérer le modèle de régression linéaire simple passant par l'origine  $Y_i = \beta x_i + \varepsilon_i$ . Trouver l'estimateur linéaire sans biais à variance minimale du paramètre  $\beta$ , ainsi que sa variance, sous chacune des hypothèses suivantes.

- a)  $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$
- b)  $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 / w_i$
- c)  $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 x_i$
- d)  $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 x_i^2$

3.16 Proposer, à partir des données ci-dessous, un modèle de régression complet (incluant la distribution du terme d'erreur) pouvant expliquer le comportement de la variable  $Y$  en fonction de celui de  $x$ .

| $Y$   | $x$ |
|-------|-----|
| 32,83 | 25  |
| 9,70  | 3   |
| 29,25 | 24  |
| 15,35 | 11  |
| 13,25 | 10  |
| 24,19 | 20  |
| 8,59  | 6   |
| 25,79 | 21  |
| 24,78 | 19  |
| 10,23 | 9   |
| 8,34  | 4   |
| 22,10 | 18  |
| 10,00 | 7   |
| 18,64 | 16  |
| 18,82 | 15  |

3.17 On vous donne les 23 données dans le tableau ci-dessous.

| $i$ | $Y_i$ | $x_i$ | $i$ | $Y_i$ | $x_i$ | $i$ | $Y_i$ | $x_i$ |
|-----|-------|-------|-----|-------|-------|-----|-------|-------|
| 12  | 2,3   | 1,3   | 19  | 1,7   | 3,7   | 6   | 2,8   | 5,3   |
| 23  | 1,8   | 1,3   | 20  | 2,8   | 4,0   | 10  | 2,1   | 5,3   |
| 7   | 2,8   | 2,0   | 5   | 2,8   | 4,0   | 4   | 3,4   | 5,7   |
| 8   | 1,5   | 2,0   | 2   | 2,2   | 4,0   | 9   | 3,2   | 6,0   |
| 17  | 2,2   | 2,7   | 21  | 3,2   | 4,7   | 13  | 3,0   | 6,0   |
| 22  | 3,8   | 3,3   | 15  | 1,9   | 4,7   | 14  | 3,0   | 6,3   |
| 1   | 1,8   | 3,3   | 18  | 1,8   | 5,0   | 16  | 5,9   | 6,7   |
| 11  | 3,7   | 3,7   | 3   | 3,5   | 5,3   |     |       |       |

- a) Calculer l'estimateur des moindres carrés ordinaires  $\hat{\beta}$ .
- b) Supposons que la variance de  $Y_{16}$  est  $4\sigma^2$  plutôt que  $\sigma^2$ . Recalculer la régression en a) en utilisant cette fois les moindres carrés pondérés.
- c) Refaire la partie b) en supposant maintenant que la variance de l'observation  $Y_{16}$  est  $16\sigma^2$ . Quelles différences note-t-on ?
- 3.18 Une coopérative de taxi new-yorkaise s'intéresse à la consommation de carburant des douze véhicules de sa flotte en fonction de leur âge. Hormis leur âge, les véhicules sont identiques et utilisent tous le même type d'essence. La seule chose autre différence notable d'un véhicule à l'autre est le sexe du conducteur : la coopérative emploie en effet des hommes et des femmes. La coopérative a recueilli les données suivantes afin d'établir un modèle de régression pour la consommation de carburant :

| Consommation (mpg) | Âge du véhicule | Sexe du conducteur |
|--------------------|-----------------|--------------------|
| 12,3               | 3               | M                  |
| 12,0               | 4               | F                  |
| 13,7               | 3               | F                  |
| 14,2               | 2               | M                  |
| 15,5               | 1               | F                  |
| 11,1               | 5               | M                  |
| 10,6               | 4               | M                  |
| 14,0               | 1               | M                  |
| 16,0               | 1               | F                  |
| 13,1               | 2               | M                  |
| 14,8               | 2               | F                  |
| 10,2               | 5               | M                  |

- a) En plaçant les points sur un graphique de la consommation de carburant en fonction de l'âge du véhicule, identifier s'il existe ou non une différence entre la consommation de carburant des femmes et celle des hommes. *Astuce* : utiliser un symbole (pch) différent pour chaque groupe.
- b) Établir un modèle de régression pour la consommation de carburant. Afin de pouvoir intégrer la variable qualitative «sexe du conducteur» dans le modèle, utiliser une variable indicatrice du type

$$x_{i2} = \begin{cases} 1, & \text{si le conducteur est un homme} \\ 0, & \text{si le conducteur est une femme.} \end{cases}$$



- c) Quelle est, selon le modèle établi en b), la consommation moyenne d'une voiture taxi de quatre ans conduite par une femme? Fournir un intervalle de confiance à 90 % pour cette prévision.

### 3.19 Le modèle de régression linéaire multiple

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \beta_3 x_{i3} + \varepsilon_i, \text{ pour } i = 1, \dots, n$$

a été ajusté à des données avec la méthode des moindres carrés.

- a) La figure 3.1 montre le QQ-plot des résidus studentisés. À la lumière de ce graphique, y a-t-il un postulat du modèle qui n'est pas vérifié? Si oui, lequel et pourquoi? S'il y a lieu, expliquer l'impact de la violation de ce postulat.

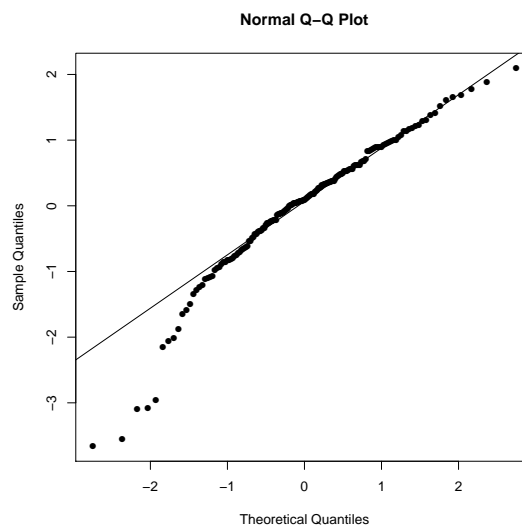


FIG. 3.1 – QQ-Plot des résidus studentisés

- b) La figure 3.2 montre les résidus studentisés en fonction de chacune des variables exogènes et en fonction des valeurs prédites. Utiliser ces graphiques pour commenter sur la validité des postulats du modèle. Y en a-t-il qui ne sont pas respectés? S'il y a lieu, expliquer l'impact de la violation de ce ou ces postulats.

**3.20** La base de données `OutlierExample.csv` disponible sur le site du cours contient 19 observations de base, et trois observations supplémentaires, notées par les CODES 1, 2 et 3, qui sont aberrantes ou influentes.

- a) Importez la base de données et tracez un nuage de points de  $Y$  en fonction de  $x$ .  
 b) Roulez les lignes de code suivantes pour observer le graphique avec les 3 points ajoutés

```
library(ggplot2)
ggplot(dat, aes(x= X, y= Y, label=CODES)) +
  geom_point() +
  geom_text(aes(label=ifelse(CODES>0, CODES, '')), hjust=0, vjust=0)
```

- c) Ajustez un modèle linéaire en incluant seulement les 19 points dont le code est 0. Regardez l'ajustement et commentez.

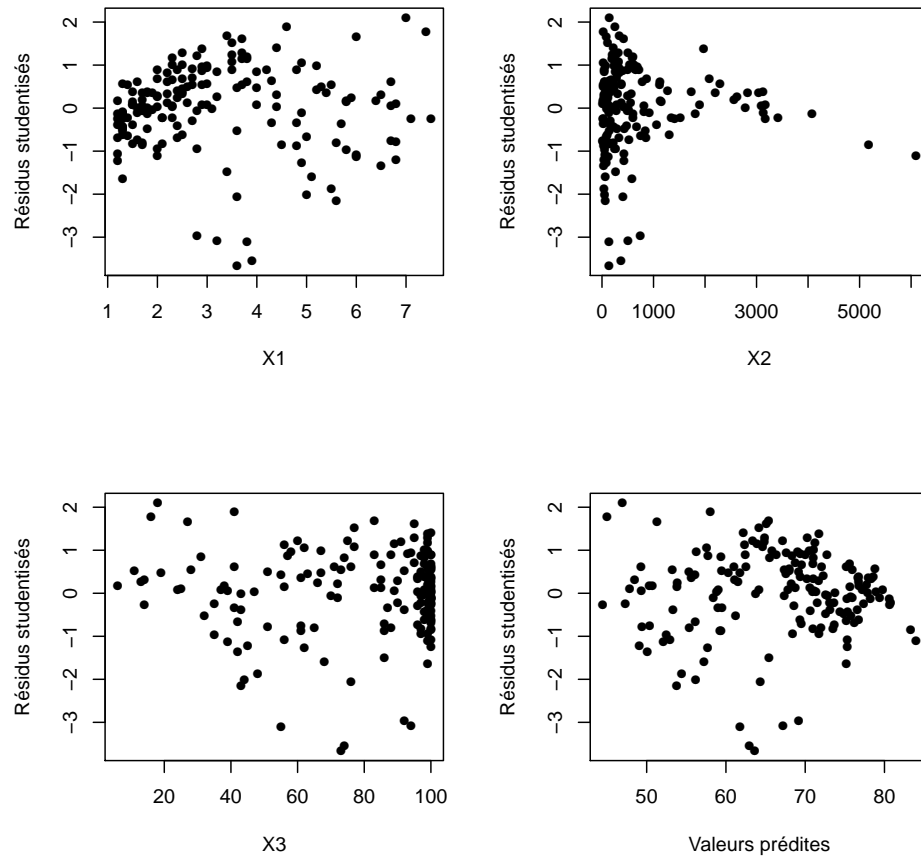


FIG. 3.2 – Nuage de points des résidus studentisés en fonction de chacune des variables exogènes et en fonction de la variable prédite

- d) Ajustez un modèle linéaire en incluant les 19 points dont le code est 0 et le point de code 1. Quel est l'impact de l'inclusion de ce point sur le  $R^2$  et sur les estimations des paramètres? Étudiez le résultat de la fonction `influence.measures()`.
- e) Ajustez un modèle linéaire en incluant les 19 points dont le code est 0 et le point de code 2. Quel est l'impact de l'inclusion de ce point sur le  $R^2$  et sur les estimations des paramètres? Étudiez le résultat de la fonction `influence.measures()`.
- f) Ajustez un modèle linéaire en incluant les 19 points dont le code est 0 et le point de code 3. Quel est l'impact de l'inclusion de ce point sur le  $R^2$  et sur les estimations des paramètres? Étudiez le résultat de la fonction `influence.measures()`.

## Réponses

3.2 a)  $\hat{\beta}_0 = \bar{Y}$  b)  $\hat{\beta}_1 = (\sum_{i=1}^n x_i Y_i) / (\sum_{i=1}^n x_i^2)$

3.6  $p \approx 0,01$

3.7 a)  $\hat{\beta} = (-22,5, 6,5, 1,5)$  b)  $F = 13,5$ ,  $R^2 = 0,9643$  c)  $t_1 = 3,920$ ,  $t_2 = 1,732$  d)  $13,75 \pm 13,846$

3.8 b)  $R^2 = 0,8927$  et  $F = 145,6$  c)  $12,04 \pm 2,08$

3.10 a)  $Y_{20 \times 1}$ ,  $X_{20 \times 4}$ ,  $\beta_{4 \times 1}$  et  $\epsilon_{20 \times 1}$

3.11 a) i) 40,44, 3 et 21 degrés de liberté ii) 0,098, 1 et 21 degrés de liberté iii) 9,82, 2 et 21 degrés de liberté b)  $x_1$  et  $x_3$ , ou  $x_2$  et  $x_3$

3.12 103,67

3.15 a)  $\hat{\beta}^* = \sum_{i=1}^n x_i Y_i / \sum_{i=1}^n x_i^2$ ,  $\text{var}(\hat{\beta}^*) = \sigma^2 / \sum_{i=1}^n x_i^2$

b)  $\hat{\beta}^* = \sum_{i=1}^n w_i x_i Y_i / \sum_{i=1}^n w_i x_i^2$ ,  $\text{var}(\hat{\beta}^*) = \sigma^2 / \sum_{i=1}^n w_i x_i^2$

c)  $\hat{\beta}^* = \bar{Y} / \bar{X}$ ,  $\text{var}(\hat{\beta}^*) = \sigma^2 / (n \bar{X})$

d)  $\hat{\beta}^* = \sum_{i=1}^n Y_i / x_i$ ,  $\text{var}(\hat{\beta}^*) = \sigma^2 / n$

3.16  $Y_i = 18,12 + 29,68x_i + 4,09x_i^2 + \epsilon_i$ ,  $\epsilon_i \sim \mathcal{N}(0, 1,373)$

3.17 a)  $\hat{\beta} = (1,4256, 0,3158)$  b)  $\hat{\beta}^* = (1,7213, 0,2243)$  c)  $\hat{\beta}^* = (1,808, 0,1975)$

3.18 b)  $\text{mpg} = 16,687 - 1,04 \text{ age} - 1,206 \text{ sexe}$  c)  $12,53 \pm 0,58 \text{ mpg}$



**Deuxième partie**

**Modèles linéaires généralisés**



## **Troisième partie**

### **Annexes**





# A Révision de certains concepts de statistique et tables

## A.1 Quelques distributions bien connues

**Loi Normale :** Si  $Y \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  avec  $\mu \in \mathbb{R}$  et  $\sigma^2 > 0$ , alors sa densité est donnée, pour tout  $y \in \mathbb{R}$ , par

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{(y - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\}.$$

Dans ce cas,  $Z = (Y - \mu)/\sigma$  suit une loi normale centrée réduite, notée  $\mathcal{N}(0,1)$  ou  $N(0,1)$ .

**Loi Khi-Carrée :** Si  $X \sim \chi^2_{(\nu)}$  avec  $\nu > 0$ , sa densité est donnée, pour tout  $x \in (0, \infty)$ , par

$$f_X(x) = \frac{x^{\nu/2-1} e^{-x/2}}{2^{\nu/2} \Gamma(\nu/2)}.$$

On note que  $E[X] = \nu$ . Les distributions normale et Khi-carrée sont reliées :

- Si  $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$ , alors  $Z^2 \sim \chi^2_{(1)}$ .
- Si  $Z_1, \dots, Z_n$  sont mutuellement indépendantes et distribuées selon une loi  $\mathcal{N}(0,1)$ , alors

$$\sum_{i=1}^n Z_i^2 \sim \chi^2_{(n)}.$$

**Loi Student  $t$  :** Si  $T \sim t_{(\nu)}$  avec  $\nu > 0$ , sa densité est donnée, pour tout  $t \in \mathbb{R}$ , par

$$f_T(t) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\nu\pi}\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \left(1 + \frac{t^2}{\nu}\right)^{-\frac{\nu+1}{2}}.$$

Quand  $\nu \rightarrow \infty$ , la loi  $t$  tend vers la loi normale centrée réduite. Aussi, si  $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$  et  $X \sim \chi^2_{(\nu)}$  sont indépendantes, alors on a la représentation stochastique suivante :

$$\frac{Z}{\sqrt{X/\nu}} \sim t_{(\nu)}.$$

**Loi de Fisher :** Si  $X_1 \sim \chi^2_{(\nu_1)}$  et  $X_2 \sim \chi^2_{(\nu_2)}$  sont indépendantes et  $\nu_1, \nu_2 > 0$ , alors

$$\frac{X_1/\nu_1}{X_2/\nu_2} \sim F(\nu_1, \nu_2).$$

Aussi, on peut facilement montrer avec les relations précédentes que si  $T \sim t_{(\nu)}$ , alors  $T^2 \sim F(1, \nu)$ . La densité de la loi de Fisher est complexe et rarement utilisée. Cette distribution a un support positif.

## A.2 Maximum de vraisemblance

Soient les observations  $y_1, \dots, y_n$ , provenant de variables aléatoires indépendantes avec densités  $f_{Y_i}(y_i; \theta)$ , pour  $i = 1, \dots, n$ . La fonction de vraisemblance est

$$L(\theta; y_1, \dots, y_n) = \prod_{i=1}^n f_{Y_i}(y_i; \theta).$$

La fonction de log-vraisemblance est

$$\ell(\theta; y_1, \dots, y_n) = \ln L(\theta; y_1, \dots, y_n) = \sum_{i=1}^n \ln f_{Y_i}(y_i; \theta).$$

La méthode du maximum de vraisemblance permet de trouver l'estimateur  $\hat{\theta}_n$  qui maximise  $L(\theta; y_1, \dots, y_n)$ , et par conséquent  $\ell(\theta; y_1, \dots, y_n)$ . On travaille habituellement avec le logarithme naturel pour simplifier les calculs. La fonction de score est

$$\dot{\ell}_\theta(\theta; y_1, \dots, y_n) = \frac{\partial}{\partial \theta} \ell(\theta; y_1, \dots, y_n).$$

L'estimateur du maximum de vraisemblance (EMV, ou MLE pour *maximum likelihood estimator*) est  $\hat{\theta}_n$  tel que

$$\dot{\ell}_\theta(\theta; y_1, \dots, y_n)|_{\hat{\theta}_n} = 0.$$

## A.3 Estimateur sans biais

Soit un échantillon aléatoire  $Y_1, \dots, Y_n$ , avec densité  $f(y; \theta)$ . Soit l'estimateur de  $\theta$  suivant :  $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}(Y_1, \dots, Y_n)$ . On dit de  $\hat{\theta}_n$  qu'il est sans biais si  $E[\hat{\theta}_n] = \theta$ . Dans ce cas, le biais est zéro,

$$\text{biais}(\hat{\theta}_n) = E[\hat{\theta}_n] - \theta = 0,$$

ce qui réduit l'erreur quadratique moyenne (EQM ou MSE pour *mean squared error*) de l'estimateur :

$$\text{EQM}(\hat{\theta}_n) = E[(\hat{\theta}_n - \theta)^2] = \text{var}(\hat{\theta}_n) + \text{biais}(\hat{\theta}_n).$$

## A.4 Table de quantiles de la loi khi carré

Le tableau donne  $\chi^2_{\alpha}(\nu)$ , le quantile supérieur de niveau  $\alpha$  de la loi khi carré avec  $\nu$  degrés de liberté,  $\alpha$  est donné dans les colonnes, et  $\nu$  est donné dans les lignes. Précision : Si  $X \sim \chi^2(\nu)$ , alors  $\Pr\{X > \chi^2_{\alpha}(\nu)\} = \alpha$ .

| $\nu$ | Queue de gauche |          |          |          |          |          |          |          |           |           | Queue de droite |           |           |           |           |           |           |           |           |           |
|-------|-----------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|-----------|-----------|-----------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|       | 0.99500         | 0.99000  | 0.97500  | 0.95000  | 0.90000  | 0.85000  | 0.80000  | 0.75000  | 0.70000   | 0.65000   | 0.10000         | 0.05000   | 0.02500   | 0.01000   | 0.00500   | 0.00250   | 0.00100   | 0.00050   | 0.00025   | 0.00010   |
| 1     | 0.00004         | 0.00016  | 0.00098  | 0.00393  | 0.01579  | 0.03085  | 0.04457  | 0.05715  | 0.06859   | 0.07879   | 2.70554         | 3.84146   | 5.02389   | 6.63490   | 7.87944   | 9.00079   | 10.29673  | 11.79140  | 13.44242  | 15.40671  |
| 2     | 0.01003         | 0.02010  | 0.05064  | 0.10259  | 0.21072  | 0.33896  | 0.47459  | 0.61486  | 0.75842   | 0.90433   | 4.60517         | 5.99146   | 7.37776   | 9.21034   | 10.59663  | 12.03684  | 13.56758  | 15.08827  | 16.77750  | 18.57582  |
| 3     | 0.07172         | 0.11483  | 0.21580  | 0.35185  | 0.58437  | 0.81446  | 1.04287  | 1.26910  | 1.49142   | 1.71491   | 6.25139         | 7.81473   | 9.34840   | 11.34487  | 12.83816  | 14.45436  | 16.16122  | 17.94288  | 19.79278  | 21.71848  |
| 4     | 0.20699         | 0.29711  | 0.48442  | 0.71072  | 1.06362  | 1.45156  | 1.84941  | 2.24726  | 2.64511   | 3.04296   | 7.77944         | 9.48773   | 11.14329  | 13.27670  | 14.86026  | 16.59590  | 18.37454  | 20.19633  | 22.06027  | 23.96554  |
| 5     | 0.41174         | 0.55430  | 0.83121  | 1.14548  | 1.61031  | 2.07929  | 2.54944  | 3.02076  | 3.49325   | 3.96688   | 9.23636         | 11.07050  | 12.83250  | 15.08627  | 16.74960  | 18.51189  | 20.27274  | 22.03321  | 23.79329  | 25.55347  |
| 6     | 0.67573         | 0.87209  | 1.23734  | 1.63538  | 2.20413  | 2.77287  | 3.34161  | 3.91035  | 4.47909   | 5.04783   | 10.64464        | 12.59159  | 14.44938  | 16.81189  | 18.54758  | 20.27774  | 22.00790  | 23.73806  | 25.46822  | 27.19838  |
| 7     | 0.98926         | 1.23904  | 1.68987  | 2.16735  | 2.83311  | 3.50000  | 4.16684  | 4.83368  | 5.50052   | 6.16736   | 12.01704        | 14.06714  | 16.01276  | 18.47531  | 20.27774  | 22.07811  | 23.77848  | 25.47885  | 27.17922  | 28.87959  |
| 8     | 1.34441         | 1.64650  | 2.17973  | 2.73264  | 3.48954  | 4.24638  | 5.00322  | 5.76006  | 6.51690   | 7.27374   | 13.36157        | 15.50731  | 17.53455  | 20.09024  | 21.95495  | 23.71531  | 25.47568  | 27.23605  | 28.99642  | 30.75778  |
| 9     | 1.73493         | 2.08790  | 2.70039  | 3.32511  | 4.16816  | 5.00900  | 5.84984  | 6.69068  | 7.53152   | 8.37236   | 14.68366        | 16.91898  | 19.02277  | 21.66599  | 23.58935  | 25.41071  | 27.23108  | 28.99144  | 30.75280  | 32.51416  |
| 10    | 2.15586         | 2.55821  | 3.24697  | 3.94030  | 4.86518  | 5.79002  | 6.71486  | 7.63970  | 8.56454   | 9.48938   | 15.98718        | 18.30704  | 20.48318  | 23.20925  | 25.18818  | 26.95855  | 28.71892  | 30.47966  | 32.24040  | 34.00114  |
| 11    | 2.60322         | 3.05348  | 3.81575  | 4.57481  | 5.57778  | 6.58072  | 7.58366  | 8.58660  | 9.58954   | 10.59248  | 17.27501        | 19.67514  | 21.92005  | 24.72497  | 26.75685  | 28.51719  | 30.27753  | 32.03787  | 33.79821  | 35.55855  |
| 12    | 3.07382         | 3.57057  | 4.40379  | 5.22603  | 6.30380  | 7.38156  | 8.45932  | 9.53708  | 10.61484  | 11.69260  | 18.54935        | 21.02607  | 23.33666  | 26.21697  | 28.29952  | 30.06000  | 31.82044  | 33.58088  | 35.34132  | 37.10176  |
| 13    | 3.56503         | 4.10692  | 5.00875  | 5.89186  | 7.04150  | 8.19114  | 9.34078  | 10.49042 | 11.64006  | 12.78970  | 19.81193        | 22.36203  | 24.73560  | 27.68825  | 29.81947  | 31.58000  | 33.34044  | 35.10088  | 36.86132  | 38.62176  |
| 14    | 4.07467         | 4.66043  | 5.62873  | 6.57063  | 7.78953  | 8.93917  | 10.08881 | 11.23845 | 12.38809  | 13.53773  | 21.06414        | 23.68479  | 26.11895  | 29.14124  | 31.31935  | 33.07988  | 34.84032  | 36.60080  | 38.36128  | 40.12176  |
| 15    | 4.60092         | 5.22935  | 6.26214  | 7.26094  | 8.54676  | 9.79640  | 11.04604 | 12.29568 | 13.54532  | 14.79496  | 22.30713        | 24.99579  | 27.48839  | 30.57791  | 32.80132  | 34.56180  | 36.32228  | 38.08276  | 39.84324  | 41.60376  |
| 16    | 5.14221         | 5.81221  | 6.90766  | 7.96165  | 9.31224  | 10.56188 | 11.81152 | 13.06116 | 14.31080  | 15.56044  | 23.54183        | 26.29623  | 28.84535  | 31.99993  | 34.26719  | 36.02768  | 37.78816  | 39.54864  | 41.30912  | 43.06959  |
| 17    | 5.69722         | 6.40776  | 7.56419  | 8.67176  | 10.08519 | 11.33483 | 12.58447 | 13.83411 | 15.08375  | 16.33339  | 24.76904        | 27.58711  | 30.19101  | 33.40866  | 35.71847  | 37.47896  | 39.23944  | 40.99992  | 42.76040  | 44.52084  |
| 18    | 6.26480         | 7.01491  | 8.23075  | 9.39046  | 10.86494 | 12.11458 | 13.36422 | 14.61386 | 15.86350  | 17.11314  | 25.98942        | 28.86930  | 31.52638  | 34.80531  | 37.15645  | 38.91694  | 40.67742  | 42.43890  | 44.20036  | 45.96180  |
| 19    | 6.84397         | 7.63273  | 8.90652  | 10.11701 | 11.65091 | 12.89955 | 14.14919 | 15.39883 | 16.64847  | 17.89811  | 27.20357        | 30.14353  | 32.85233  | 36.19087  | 38.58226  | 40.34275  | 42.09422  | 43.84568  | 45.59814  | 47.35060  |
| 20    | 7.43384         | 8.26040  | 9.59078  | 10.85081 | 12.44261 | 13.69125 | 14.94089 | 16.19053 | 17.44017  | 18.68981  | 28.41198        | 31.41043  | 34.16961  | 37.56623  | 39.99685  | 41.74834  | 43.49980  | 45.25126  | 47.00272  | 48.75418  |
| 21    | 8.03365         | 8.89720  | 10.28290 | 11.59131 | 13.23960 | 14.48914 | 15.73878 | 16.98842 | 18.23806  | 19.48770  | 29.61509        | 32.67057  | 35.47888  | 38.93217  | 41.40106  | 43.15252  | 44.90398  | 46.65544  | 48.40690  | 50.15936  |
| 22    | 8.64272         | 9.54249  | 10.98232 | 12.33801 | 14.04149 | 15.29093 | 16.54057 | 17.79021 | 19.03985  | 20.28949  | 30.81328        | 33.92444  | 36.78071  | 40.28936  | 42.79565  | 44.54711  | 46.30857  | 48.07003  | 49.83149  | 51.59295  |
| 23    | 9.26042         | 10.19572 | 11.68855 | 13.09051 | 14.84796 | 16.09740 | 17.34694 | 18.59648 | 19.84602  | 21.09556  | 32.00690        | 35.17246  | 38.07563  | 41.63840  | 44.18128  | 45.93273  | 47.68419  | 49.43565  | 51.18711  | 52.93857  |
| 24    | 9.88623         | 10.85636 | 12.40115 | 13.84843 | 15.65868 | 16.90812 | 18.15766 | 19.40720 | 20.65674  | 21.90628  | 33.19624        | 36.41503  | 39.36408  | 42.97982  | 45.55851  | 47.31000  | 49.06146  | 50.81292  | 52.56484  | 54.31676  |
| 25    | 10.51965        | 11.52398 | 13.11972 | 14.61141 | 16.47341 | 17.72295 | 18.97249 | 20.22203 | 21.47157  | 22.72111  | 34.38159        | 37.65248  | 40.64647  | 44.31410  | 46.92789  | 48.67935  | 50.43081  | 52.18227  | 53.93373  | 55.68565  |
| 26    | 11.16024        | 12.19815 | 13.84390 | 15.37916 | 17.29188 | 18.54142 | 19.79096 | 21.04050 | 22.28954  | 23.53858  | 35.56317        | 38.88514  | 41.92317  | 45.64168  | 48.28988  | 50.03934  | 51.79080  | 53.54226  | 55.29372  | 57.04518  |
| 27    | 11.80759        | 12.87850 | 14.57338 | 16.15140 | 18.11390 | 19.36542 | 20.61496 | 21.86450 | 23.11404  | 24.36358  | 36.74122        | 40.11327  | 43.19451  | 46.96294  | 49.64492  | 51.39638  | 53.14784  | 54.89930  | 56.65076  | 58.40222  |
| 28    | 12.46134        | 13.56471 | 15.30786 | 16.92788 | 18.93924 | 20.16838 | 21.41792 | 22.66746 | 23.91694  | 25.16648  | 37.91592        | 41.33714  | 44.46079  | 48.27824  | 50.99338  | 52.74484  | 54.49630  | 56.24776  | 58.00022  | 59.75268  |
| 29    | 13.12115        | 14.25645 | 16.04707 | 17.70837 | 19.76774 | 20.96722 | 22.21670 | 23.46618 | 24.71566  | 25.96514  | 39.08747        | 42.55697  | 45.72229  | 49.58788  | 52.33562  | 54.08724  | 55.83670  | 57.58616  | 59.33562  | 61.08508  |
| 30    | 13.78672        | 14.95346 | 16.79077 | 18.49266 | 20.59923 | 21.79800 | 23.04698 | 24.29646 | 25.54594  | 26.79540  | 40.25602        | 43.77297  | 46.97924  | 50.89218  | 53.67196  | 55.42142  | 57.17088  | 58.92034  | 60.66980  | 62.41872  |
| 40    | 20.70654        | 22.16426 | 24.43304 | 26.50930 | 29.05052 | 31.19100 | 33.33150 | 35.47200 | 37.61250  | 39.75300  | 51.80506        | 55.75848  | 59.34171  | 63.69074  | 66.76596  | 69.84118  | 72.91650  | 75.99182  | 79.06714  | 82.14246  |
| 50    | 27.99075        | 29.70668 | 32.35736 | 34.76425 | 37.68865 | 40.19910 | 42.70955 | 45.21999 | 47.73044  | 50.24089  | 63.16712        | 67.50481  | 71.42020  | 76.15389  | 79.48998  | 82.82607  | 86.16216  | 89.49825  | 92.83434  | 96.17043  |
| 60    | 35.53449        | 37.48485 | 40.48175 | 43.18796 | 46.45889 | 49.72984 | 52.99070 | 56.25156 | 59.51242  | 62.77328  | 74.39701        | 79.08194  | 83.29767  | 88.37942  | 91.95170  | 95.52398  | 99.09624  | 102.66850 | 106.24076 | 109.81302 |
| 70    | 43.53418        | 45.44172 | 48.75756 | 51.73928 | 55.32894 | 58.91860 | 62.50826 | 66.09792 | 69.68758  | 73.27724  | 85.52704        | 90.53123  | 95.02318  | 100.42518 | 104.21490 | 108.00462 | 111.79416 | 115.58370 | 119.37324 | 123.16278 |
| 80    | 51.17193        | 53.54008 | 57.15317 | 60.39148 | 64.27784 | 68.16410 | 72.05032 | 75.93654 | 79.82276  | 83.70898  | 96.57820        | 101.87947 | 106.62857 | 112.32879 | 116.32106 | 120.31332 | 124.30558 | 128.29784 | 132.29010 | 136.28236 |
| 90    | 59.19630        | 61.75408 | 65.64662 | 69.12603 | 73.29109 | 77.45615 | 81.62121 | 85.78627 | 89.95143  | 94.11659  | 107.56501       | 113.14527 | 118.13589 | 124.11632 | 128.29894 | 132.48156 | 136.66418 | 140.84680 | 145.02942 | 149.21204 |
| 100   | 67.32756        | 70.06489 | 74.22193 | 77.92947 | 82.35814 | 86.78680 | 91.21546 | 95.64412 | 100.07278 | 104.50144 | 118.49800       | 124.34211 | 129.56120 | 135.80672 | 140.16949 | 144.53215 | 148.89481 | 153.25747 | 157.62013 | 161.98279 |

### A.5 Table de quantiles de la loi $t$

Le tableau donne  $t_{\nu, \alpha}$ , le quantile supérieur de niveau  $\alpha$  de la loi de Student avec  $\nu$  degrés de liberté,  $\alpha$  est donné dans les colonnes,  $\nu$  est donné dans les lignes. Précision : Si  $T \sim t_{(\nu)}$ , alors  $\Pr\{T > t_{\nu, \alpha}\} = \alpha$ .

|          | $\alpha$ |       |        |        |        |
|----------|----------|-------|--------|--------|--------|
| $\nu$    | 0.100    | 0.050 | 0.025  | 0.01   | 0.005  |
| 1        | 3.078    | 6.314 | 12.706 | 31.821 | 63.657 |
| 2        | 1.886    | 2.920 | 4.303  | 6.965  | 9.925  |
| 3        | 1.638    | 2.353 | 3.182  | 4.541  | 5.841  |
| 4        | 1.533    | 2.132 | 2.776  | 3.747  | 4.604  |
| 5        | 1.476    | 2.015 | 2.571  | 3.365  | 4.032  |
| 6        | 1.440    | 1.943 | 2.447  | 3.143  | 3.707  |
| 7        | 1.415    | 1.895 | 2.365  | 2.998  | 3.499  |
| 8        | 1.397    | 1.860 | 2.306  | 2.896  | 3.355  |
| 9        | 1.383    | 1.833 | 2.262  | 2.821  | 3.250  |
| 10       | 1.372    | 1.812 | 2.228  | 2.764  | 3.169  |
| 11       | 1.363    | 1.796 | 2.201  | 2.718  | 3.106  |
| 12       | 1.356    | 1.782 | 2.179  | 2.681  | 3.055  |
| 13       | 1.350    | 1.771 | 2.160  | 2.650  | 3.012  |
| 14       | 1.345    | 1.761 | 2.145  | 2.624  | 2.977  |
| 15       | 1.341    | 1.753 | 2.131  | 2.602  | 2.947  |
| 16       | 1.337    | 1.746 | 2.120  | 2.583  | 2.921  |
| 17       | 1.333    | 1.740 | 2.110  | 2.567  | 2.898  |
| 18       | 1.330    | 1.734 | 2.101  | 2.552  | 2.878  |
| 19       | 1.328    | 1.729 | 2.093  | 2.539  | 2.861  |
| 20       | 1.325    | 1.725 | 2.086  | 2.528  | 2.845  |
| 21       | 1.323    | 1.721 | 2.080  | 2.518  | 2.831  |
| 22       | 1.321    | 1.717 | 2.074  | 2.508  | 2.819  |
| 23       | 1.319    | 1.714 | 2.069  | 2.500  | 2.807  |
| 24       | 1.318    | 1.711 | 2.064  | 2.492  | 2.797  |
| 25       | 1.316    | 1.708 | 2.060  | 2.485  | 2.787  |
| 26       | 1.315    | 1.706 | 2.056  | 2.479  | 2.779  |
| 27       | 1.314    | 1.703 | 2.052  | 2.473  | 2.771  |
| 28       | 1.313    | 1.701 | 2.048  | 2.467  | 2.763  |
| 29       | 1.311    | 1.699 | 2.045  | 2.462  | 2.756  |
| 30       | 1.310    | 1.697 | 2.042  | 2.457  | 2.750  |
| 40       | 1.303    | 1.684 | 2.021  | 2.423  | 2.704  |
| 60       | 1.296    | 1.671 | 2.000  | 2.390  | 2.660  |
| 120      | 1.289    | 1.658 | 1.980  | 2.358  | 2.617  |
| $\infty$ | 1.282    | 1.645 | 1.960  | 2.326  | 2.576  |

## B La loi normale multivariée

En dimension  $p = 1$ , on considère d'abord le cas d'une variable aléatoire  $Z$  distribuée selon une loi normale centrée réduite  $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$ . La densité de  $Z$  s'écrit alors, pour tout  $z \in \mathbb{R}$ , comme

$$f_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-z^2/2).$$

Une variable  $X$  de distribution normale avec moyenne  $\mu$  et variance  $\sigma^2$ , noté  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ , peut être écrite selon la représentation stochastique  $X = \sigma Z + \mu$ . La densité de  $X$  est donnée, pour  $x \in \mathbb{R}$ , par

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right\}.$$

On considère maintenant la généralisation en dimension  $p \geq 1$  en supposant  $(Z_1, \dots, Z_p)$  des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées suivant une loi normale centrée réduite  $\mathcal{N}(0,1)$ . On a alors que

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} Z_1 \\ \vdots \\ Z_p \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_p(\mathbf{0}, \mathbf{I}_p),$$

où  $p$  désigne le nombre de variables aléatoires,  $\mathbf{0}$  est un vecteur de  $p$  zéros et  $\mathbf{I}_p$  note la matrice identité de dimension  $p \times p$ . La densité conjointe de  $\mathbf{Z} = (Z_1, \dots, Z_p)^\top$ , peut alors s'écrire comme

$$f(z_1, \dots, z_p) = \prod_{i=1}^p f(z_i) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^p \exp\left(-\sum_{i=1}^p z_i^2/2\right) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^p \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{z}^\top \mathbf{z}\right),$$

où  $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_p)^\top \in \mathbb{R}^p$ .

Soient  $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \dots, \mu_p)^\top \in \mathbb{R}^p$  un vecteur de  $p$  moyennes et  $\boldsymbol{\Sigma}$  une matrice positive définie, de variance-covariance. En considérant la transformation de variables  $\mathbf{X} = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Sigma}^{(1/2)}\mathbf{Z}$ , on obtient que

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_p \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}).$$

La densité conjointe de  $(X_1, \dots, X_p)$  est alors donnée par

$$\begin{aligned} f(x_1, \dots, x_p) &= \prod_{i=1}^p f(x_i) \\ &= \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^p \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top (\Sigma^{-1/2})^\top \Sigma^{-1/2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\} \\ &= \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^p \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^\top \Sigma^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}) \right\}, \end{aligned} \quad (\text{B.1})$$

où  $\boldsymbol{\mu}$  désigne le vecteur contenant la moyenne des  $p$  variables,  $\Sigma$  dénote la matrice des variances-covariances de  $\mathbf{X}$  (de dimension  $p \times p$ ),  $p$  est le nombre de variables. On a dans ce cas que le vecteur  $\mathbf{Z} = \Sigma^{(-1/2)}(\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu})$  suit une normale multivariée centrée réduite.

### B.1 Espérance et variance

On détermine ci-dessous l'espérance et la variance de  $\mathbf{X} \sim \mathcal{N}_p(\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$ . On a

$$\mathbb{E}[\mathbf{X}] = \mathbb{E}[\boldsymbol{\mu} + \Sigma^{1/2} \mathbf{Z}] = \boldsymbol{\mu} + \Sigma^{1/2} \mathbb{E}[\mathbf{Z}] = \boldsymbol{\mu},$$

et

$$\begin{aligned} \text{var}(\mathbf{X}) &= \text{var}(\Sigma^{1/2} \mathbf{Z}) \\ &= (\Sigma^{1/2})^\top \text{var}(\mathbf{Z}) \Sigma^{1/2} \\ &= (\Sigma^{1/2})^\top \mathbf{I}_p \Sigma^{1/2} \\ &= \Sigma. \end{aligned}$$

### B.2 La matrice de variance-covariance

La matrice de variance-covariance s'écrit comme

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \text{var}(X_1) & \text{cov}(X_1, X_2) & \cdots & \text{cov}(X_1, X_p) \\ \text{cov}(X_2, X_1) & \text{var}(X_2) & \cdots & \text{cov}(X_2, X_p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{cov}(X_p, X_1) & \text{cov}(X_p, X_2) & \cdots & \text{var}(X_p) \end{pmatrix}$$

Dans le cas centré-réduit, cette matrice peut s'écrire comme

$$\Sigma = \text{var}(\mathbf{Z}) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} = \mathbf{I}_p.$$

On note  $\sigma_{i,j}$  la valeur correspondant à  $\text{cov}(X_i, X_j)$ . La matrice de variances-covariances possède les deux propriétés suivantes :

1. Elle est symétrique :  $\sigma_{i,j} = \sigma_{j,i}$

2. Elle est semi-définie positive :

$$\forall \mathbf{a} \in \mathbb{R}^p, \mathbf{a}^\top \Sigma \mathbf{a} \geq 0$$

$$\text{var}(\mathbf{a}^\top \Sigma) \geq 0$$

Elle possède donc  $p$  valeurs propres.

Donc si

- $\Sigma$  est la matrice de variances-covariances
- $\Lambda$  est la matrice diagonale des  $p$  valeurs propres de  $\Sigma$
- et  $\mathbf{P}$  est la matrice dont les colonnes sont les  $p$  vecteurs propres de  $\Sigma$ ,

alors  $\Sigma = \mathbf{P}\Lambda\mathbf{P}^\top$  et

$$|\Sigma| = |\mathbf{P}\Lambda\mathbf{P}^\top| = |\mathbf{P}| |\Lambda| |\mathbf{P}^\top| = |\mathbf{P}\mathbf{P}^\top| |\Lambda| = \prod_{i=1}^p \lambda_i.$$

On a donc que  $|\Sigma| \neq 0$  ce qui est équivalent à  $\lambda_1 > \dots > \lambda_p > 0$  et que  $\Sigma^{-1}$  existe.

Considérons maintenant l'exemple du cas bivarié ( $p = 2$ ). La matrice de variances-covariances s'écrit

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \text{var}(X_1) & \text{cov}(X_1, X_2) \\ \text{cov}(X_2, X_1) & \text{var}(X_2) \end{pmatrix}.$$

Si

$$r = \text{corr}(X_1, X_2) = \frac{\text{cov}(X_1, X_2)}{\sqrt{\text{var}(X_1)\text{var}(X_2)}}$$

et  $\text{var}(X_1) = \sigma_1^2$  et  $\text{var}(X_2) = \sigma_2^2$ , alors  $\text{cov}(X_1, X_2) = r\sigma_1\sigma_2$ . On a donc

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & r\sigma_1\sigma_2 \\ r\sigma_2\sigma_1 & \sigma_2^2 \end{pmatrix},$$

et son déterminant est  $|\Sigma| = \sigma_1^2\sigma_2^2 - r^2\sigma_1^2\sigma_2^2$ .

On remarque de l'équation précédente que  $|\Sigma| \neq 0$  si et seulement si  $r \neq \pm 1$ . Autrement dit, si  $r = \pm 1$ ,  $\Sigma$  n'est pas inversible, auquel cas la loi normale multivariée (équation B.1) n'a plus de sens. Ce sujet est abordé en détails dans la section sur la multicolinéarité.





# C Éléments d'algèbre matricielle

## C.1 Opérations de base sur les matrices

Soit une matrice finie  $n \times p$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,p} \\ a_{2,1} & \dots & \dots & a_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{n,1} & \dots & \dots & a_{n,p} \end{pmatrix} = (a_{i,j}).$$

**Addition :** Soit la matrice  $\mathbf{B} = (b_{i,j})$ ,  $n \times p$ . Les opérations d'addition  $\mathbf{A} + \mathbf{B}$  et  $\mathbf{B} + \mathbf{A}$  sont définies :

$$(a_{i,j}) + (b_{i,j}) = (c_{i,j}),$$

où  $c_{i,j} = a_{i,j} + b_{i,j}$ .

**Soustraction :** Soit la matrice  $\mathbf{B} = (b_{i,j})$ ,  $n \times p$ . Les opérations de soustraction  $\mathbf{A} - \mathbf{B}$  et  $\mathbf{B} - \mathbf{A}$  sont définies par

$$(a_{i,j}) - (b_{i,j}) = (c_{i,j}),$$

où  $c_{i,j} = a_{i,j} - b_{i,j}$ .

**Multiplication :** Soit la matrice  $\mathbf{D} = (d_{i,j})$ ,  $m \times n$ . L'opération  $\mathbf{DA}$  est définie. Le résultat est une matrice  $m \times p$ , dont l'élément de la ligne  $i$  et la colonne  $j$  est égal à

$$\sum_{k=1}^n d_{i,k} a_{k,j}.$$

Soit la matrice  $\mathbf{E} = (e_{i,j})$ ,  $p \times m$ . L'opération  $\mathbf{AE}$  est définie. Le résultat est une matrice  $n \times m$ , dont l'élément de la ligne  $i$  et la colonne  $j$  est égal à

$$\sum_{k=1}^p a_{i,k} e_{k,j}.$$

*Exemple :* On a

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & 0 \\ 7 & 1 & 8 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 1 & 4 \\ 2 & 1 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 & 4 & 4 \\ 9 & 2 & 11 \end{pmatrix},$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & 0 \\ 7 & 1 & 8 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 & 1 & 4 \\ 2 & 1 & 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 2 & -4 \\ 5 & 0 & 5 \end{pmatrix},$$

et

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & 0 \\ 7 & 2 & 8 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 3 \\ 2 & 1 \\ 5 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 8 & 9 \\ 51 & 39 \end{pmatrix}.$$

□

## C.2 Propriétés de base des matrices

**Rang :** Le rang d'une matrice est le nombre de colonnes (ou de lignes) qui sont linéairement indépendantes.

**Matrice Identité :** La matrice identité d'ordre  $p$ , notée  $\mathbf{I}_p$  ou  $\mathbf{I}_p$ , est une matrice  $p \times p$  composée de 1 sur la diagonale et de zéros ailleurs.

**Inverse d'une matrice :** Soit une matrice  $\mathbf{A}$ ,  $p \times p$ . L'inverse de la matrice  $\mathbf{A}$  est notée  $\mathbf{A}^{-1}$  et est telle que

$$\mathbf{A}^{-1}\mathbf{A} = \mathbf{A}\mathbf{A}^{-1} = \mathbf{I}_p.$$

*Exemple :* Pour une matrice  $2 \times 2$ , on trouve

$$\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}.$$

□

On peut facilement obtenir l'inverse d'une matrice de plus grande dimension à l'aide de la fonction `solve` en R.

**Transposition :** On note  $\mathbf{A}^\top$  ou  $\mathbf{A}'$  la transposée de  $\mathbf{A}$ . Cette opération consiste en échangeant les lignes et les colonnes, ce qui implique que l'élément de la ligne  $i$  et la colonne  $j$  de la matrice  $\mathbf{A}^\top$  est  $a_{ji}$ .

*Exemple :* On a

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & 0 \\ 7 & 1 & 8 \end{pmatrix}^\top = \begin{pmatrix} 2 & 7 \\ 3 & 1 \\ 0 & 8 \end{pmatrix}.$$

□

Propriétés des transpositions de matrices :

- $(\mathbf{A}^\top)^\top = \mathbf{A}$
- $(\mathbf{A} + \mathbf{B})^\top = \mathbf{A}^\top + \mathbf{B}^\top$
- $(k\mathbf{A})^\top = k\mathbf{A}^\top$ , si  $k$  est un scalaire.
- $(\mathbf{AB})^\top = \mathbf{B}^\top \mathbf{A}^\top$

**Matrice symétrique :** On dit d'une matrice carrée  $\mathbf{A}$  qu'elle est symétrique si  $\mathbf{A} = \mathbf{A}^\top$ .

**Matrice idempotente :** On dit d'une matrice carrée  $\mathbf{A}$  qu'elle est idempotente si  $\mathbf{A} = \mathbf{AA}$ . Si  $\mathbf{A}$  est aussi symétrique, on a aussi que  $\mathbf{I} - \mathbf{A}$  est symétrique idempotente.

**Trace :** Soit une matrice carrée  $\mathbf{A}$ ,  $p \times p$ . La trace d'une matrice carrée est un scalaire égal à la somme des éléments sur sa diagonale :

$$\text{tr}(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^m a_{i,i}.$$

Propriétés de la trace :

- Si  $\mathbf{A}$  et  $\mathbf{B}$  sont des matrices carrées  $p \times p$ , alors  $\text{tr}(\mathbf{A} + \mathbf{B}) = \text{tr}(\mathbf{A}) + \text{tr}(\mathbf{B})$ .
- Soit  $\mathbf{A}$ ,  $n \times p$  et  $\mathbf{B}$ ,  $p \times n$ , alors  $\text{tr}(\mathbf{AB}) = \text{tr}(\mathbf{BA})$ .

**Forme quadratique :** Soit  $\mathbf{A} = (a_{i,j})$  une matrice  $p \times p$  symétrique et  $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_p)^\top$  un vecteur  $p \times 1$ . Alors

$$\mathbf{b}^\top \mathbf{A} \mathbf{b} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{i,j} b_i b_j$$

est une forme quadratique. Par exemple, si  $p = 2$ , alors

$$\mathbf{b}^\top \mathbf{A} \mathbf{b} = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 a_{ij} b_i b_j = a_{11} b_1^2 + 2a_{12} b_1 b_2 + a_{22} b_2^2.$$

Aussi, si  $\mathbf{A}$  est diagonale,  $\mathbf{b}^\top \mathbf{A} \mathbf{b} = \sum_{i=1}^p a_{ii} b_i^2$ .

### C.3 Dérivées

**Dérivée d'un produit scalaire :** Soient les vecteurs  $\mathbf{a} = (a_1, \dots, a_p)^\top$  et  $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_p)^\top$ . Leur produit scalaire est  $\mathbf{b}^\top \mathbf{a} = a_1 b_1 + \dots + a_p b_p = \sum_{i=1}^p a_i x_i$ . La dérivée de  $\mathbf{b}^\top \mathbf{a}$  par rapport à  $\mathbf{b}$  est

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{b}} \mathbf{b}^\top \mathbf{a} = \frac{\partial}{\partial \mathbf{b}} \sum_{i=1}^k a_i x_i = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial b_1} \sum_{i=1}^k a_i x_i \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial b_p} \sum_{i=1}^k a_i x_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \mathbf{a}.$$

**Dérivée d'une forme quadratique :** Soit  $\mathbf{A}_{p \times p}$  une matrice symétrique. Alors

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{b}} \mathbf{b}^\top \mathbf{A} \mathbf{b} = 2\mathbf{A} \mathbf{b}.$$

*Preuve :* On a

$$\mathbf{b}^\top \mathbf{A} \mathbf{b} = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{ij} b_i b_j = \sum_{i=1}^p a_{ii} b_i^2 + \sum_{i=1}^p \sum_{j \neq i \in \{1, \dots, p\}} a_{ij} b_i b_j.$$

Pour  $t = 1, \dots, p$  et puisque  $a_{ij} = a_{ji}$ , par symétrie, on trouve

$$\frac{\partial}{\partial b_t} \mathbf{b}^\top \mathbf{A} \mathbf{b} = 2a_{t,t} b_t + \sum_{i \neq t \in \{1, \dots, p\}} a_{i,t} b_i + \sum_{j \neq t \in \{1, \dots, p\}} a_{t,j} b_j = 2 \sum_{i=1}^p a_{i,t} b_i.$$

On retrouve donc l'expression désirée. □

**Dérivée d'une fonction :** Si  $f(\mathbf{b})$  est une fonction dérivable du vecteur  $\mathbf{b}$ , alors

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{b}} f(\mathbf{b})^\top \mathbf{A} f(\mathbf{b}) = 2 \left\{ \frac{\partial}{\partial \mathbf{b}} f(\mathbf{b}) \right\}^\top \mathbf{A} f(\mathbf{b}).$$

### C.4 Moments de vecteurs aléatoires

**Espérance d'un vecteur aléatoire :** Soit  $\mathbf{X} = (X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n)^\top$  un vecteur aléatoire. Alors, l'espérance de  $\mathbf{X}$  est

$$\mathbb{E}[\mathbf{X}] = (\mathbb{E}[X_1] \ \mathbb{E}[X_2] \ \dots \ \mathbb{E}[X_n])^\top.$$

**Variance d'un vecteur aléatoire :** Soit  $\mathbf{X} = (X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n)^\top$  un vecteur aléatoire. Alors, la variance de  $\mathbf{X}$  est

$$\text{var}(\mathbf{X}) = \begin{pmatrix} \text{var}(X_1) & \text{cov}(X_1, X_2) & \dots & \text{cov}(X_1, X_n) \\ \text{cov}(X_2, X_1) & \text{var}(X_2) & \dots & \text{cov}(X_2, X_n) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \text{cov}(X_n, X_1) & \text{cov}(X_n, X_2) & \dots & \text{var}(X_n) \end{pmatrix}.$$



# D Solutions

## Chapitre 2

- 2.1 a) Voir la figure D.1. Remarquer que l'on peut, dans la fonction `plot`, utiliser une formule pour exprimer la relation entre les variables.
- b) Les équations normales sont les équations à résoudre pour trouver les estimateurs de  $\beta_0$  et  $\beta_1$  minimisant la somme des carrés

$$\begin{aligned} S(\beta_0, \beta_1) &= \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2. \end{aligned}$$

```
x<-c(65, 43, 44, 59, 60, 50, 52, 38, 42, 40)
y<-c(12, 32, 36, 18, 17, 20, 21, 40, 30, 24)
plot(y ~ x, pch = 16)
```

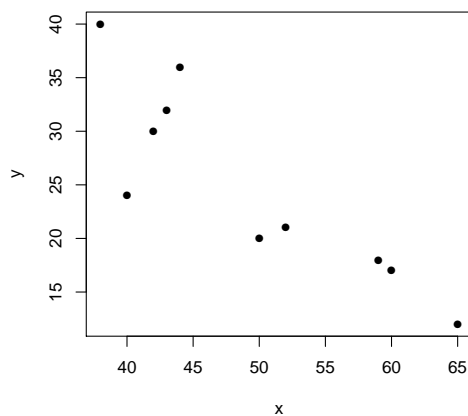


FIG. D.1 – Relation entre les données de l'exercice 2.1

Or,

$$\begin{aligned}\frac{\partial S}{\partial \beta_0} &= -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) \\ \frac{\partial S}{\partial \beta_1} &= -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) x_i,\end{aligned}$$

d'où les équations normales sont

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i) &= 0 \\ \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i) x_i &= 0.\end{aligned}$$

c) Par la première des deux équations normales, on trouve

$$\sum_{i=1}^n Y_i - n\hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i = 0,$$

soit, en isolant  $\hat{\beta}_0$ ,

$$\hat{\beta}_0 = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i - \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i}{n} = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}.$$

De la seconde équation normale, on obtient

$$\sum_{i=1}^n x_i Y_i - \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_i - \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0$$

puis, en remplaçant  $\hat{\beta}_0$  par la valeur obtenue ci-dessus,

$$\hat{\beta}_1 \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2 \right) = \sum_{i=1}^n x_i Y_i - n\bar{x}\bar{Y}.$$

Par conséquent,

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i - n\bar{x}\bar{Y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2} \\ &= \frac{11\,654 - (10)(49,3)(25)}{25\,103 - (10)(49,3)^2} \\ &= -0,8407\end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_0 &= \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \\ &= 25 - (-0,8407)(49,3) \\ &= 66,4488.\end{aligned}$$

d) On peut calculer les prévisions correspondant à  $x_1, \dots, x_{10}$  — ou valeurs ajustées — à partir de la relation  $\hat{Y}_i = 66,4488 - 0,8407x_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, 10$ . Avec R, on crée un objet de type modèle de régression avec `lm` et on en extrait les valeurs ajustées avec `fitted` :

```
abline(fit)
```

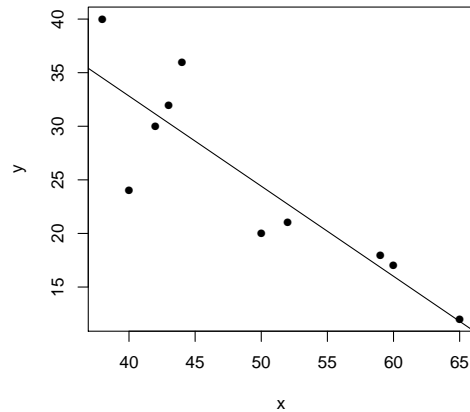


FIG. D.2 – Relation entre les données de l'exercice 2.1 et la droite de régression

```
fit <- lm(y ~ x)
fitted(fit)

##          1          2          3          4          5          6
## 11.80028 30.29670 29.45596 16.84476 16.00401 24.41148
##          7          8          9         10
## 22.72998 34.50044 31.13745 32.81894
```

Pour ajouter la droite de régression au graphique de la figure D.1, il suffit d'utiliser la fonction `abline` avec en argument l'objet créé avec `lm`. L'ordonnée à l'origine et la pente de la droite seront extraites automatiquement. Voir la figure D.2.

- e) Les résidus de la régression sont  $\hat{\varepsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i$ ,  $i = 1, \dots, 10$ . Dans R, la fonction `residuals` extrait les résidus du modèle :

```
residuals(fit)

##          1          2          3          4          5
## 0.1997243 1.7032953 6.5440421 1.1552437 0.9959905
##          6          7          8          9         10
## -4.4114773 -1.7299837 5.4995615 -1.1374514 -8.8189450
```

On vérifie ensuite que la somme des résidus est (essentiellement) nulle :

```
sum(residuals(fit))

## [1] -4.440892e-16
```

- 2.2 On a un modèle de régression linéaire simple usuel avec  $x_t = t$ . Les estimateurs des moindres carrés des paramètres  $\beta_0$  et  $\beta_1$  sont donc

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \frac{\sum_{t=1}^n t}{n}$$

et

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{t=1}^n tY_t - \bar{Y} \sum_{t=1}^n t}{\sum_{t=1}^n t^2 - n^{-1}(\sum_{t=1}^n t)^2}.$$

Or, puisque  $\sum_{t=1}^n t = n(n+1)/2$  et  $\sum_{t=1}^n t^2 = n(n+1)(2n+1)/6$ , les expressions ci-dessus se simplifient en

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \frac{n+1}{2}$$

et

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{t=1}^n tY_t - n(n+1)\bar{Y}/2}{n(n+1)(2n+1)/6 - n(n+1)^2/4} \\ &= \frac{12\sum_{t=1}^n tY_t - 6n(n+1)\bar{Y}}{n(n^2-1)}. \end{aligned}$$

- 2.3 a) L'estimateur des moindres carrés du paramètre  $\beta$  est la valeur  $\hat{\beta}$  minimisant la somme de carrés

$$\begin{aligned} S(\beta) &= \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta x_i)^2. \end{aligned}$$

Or,

$$\frac{d}{d\beta} S(\beta) = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta x_i) x_i,$$

d'où l'unique équation normale de ce modèle est

$$\sum_{i=1}^n x_i Y_i - \hat{\beta} \sum_{i=1}^n x_i^2 = 0.$$

L'estimateur des moindres carrés de  $\beta$  est donc

$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}.$$

- b) On doit démontrer que  $E[\hat{\beta}] = \beta$ . On a

$$\begin{aligned} E[\hat{\beta}] &= E \left[ \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \right] \\ &= \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sum_{i=1}^n x_i E[Y_i] \\ &= \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \sum_{i=1}^n x_i \beta x_i \\ &= \beta \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \\ &= \beta. \end{aligned}$$



c) Des hypothèses du modèle, on a

$$\begin{aligned}\text{var}(\hat{\beta}) &= \text{var}\left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}\right) \\ &= \frac{1}{(\sum_{i=1}^n x_i^2)^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 \text{var}(Y_i) \\ &= \frac{\sigma^2}{(\sum_{i=1}^n x_i^2)^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 \\ &= \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2}.\end{aligned}$$

2.4 a) On a

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^{500} Y_i}{500} = \frac{300\bar{Y}_F + 200\bar{Y}_H}{500}.$$

Aussi,

$$\hat{\beta}_1 = \frac{S_{xy}}{S_{xx}} = \frac{\sum_{i=1}^{500} x_i Y_i - 500\bar{x}\bar{Y}}{\sum_{i=1}^{500} x_i^2 - 500\bar{x}^2}.$$

Or,

$$\begin{aligned}\bar{x} &= \frac{\sum_{i=1}^{500} x_i}{500} = \frac{300}{500}, \\ \sum_{i=1}^{500} x_i^2 &= 300, \\ \sum_{i=1}^{500} x_i Y_i &= 300\bar{Y}_F\end{aligned}$$

Donc,

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_1 &= \frac{300\bar{Y}_F - 500 \times \frac{300}{500} \times \frac{300\bar{Y}_F + 200\bar{Y}_H}{500}}{300 - 500 \left(\frac{300}{500}\right)^2} \\ &= \frac{500\bar{Y}_F - 300\bar{Y}_F - 200\bar{Y}_H}{500 - 300} \\ &= \bar{Y}_F - \bar{Y}_H.\end{aligned}$$

b) Oui, le coefficient relié à la variable indicatrice qui vaut 1 si le sexe est F représente la différence entre la moyenne de l'espérance de vie pour les femmes et la moyenne de l'espérance de vie pour les hommes.

c)

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} = \bar{Y} - (\bar{Y}_F - \bar{Y}_H) \frac{300}{500} = \bar{Y}_H.$$

$\Rightarrow \hat{\beta}_0$  est la moyenne de l'espérance de vie pour les hommes.

2.5 On veut trouver les coefficients  $c_1, \dots, c_n$  tels que  $E[\beta^*] = \beta$  et  $\text{var}(\beta^*)$  est minimale. On cherche donc à minimiser la fonction

$$\begin{aligned} f(c_1, \dots, c_n) &= \text{var}(\beta^*) \\ &= \sum_{i=1}^n c_i^2 \text{var}(Y_i) \\ &= \sigma^2 \sum_{i=1}^n c_i^2 \end{aligned}$$

sous la contrainte  $E[\beta^*] = \sum_{i=1}^n c_i E[Y_i] = \sum_{i=1}^n c_i \beta x_i = \beta \sum_{i=1}^n c_i x_i = \beta$ , soit  $\sum_{i=1}^n c_i x_i = 1$  ou  $g(c_1, \dots, c_n) = 0$  avec

$$g(c_1, \dots, c_n) = \sum_{i=1}^n c_i x_i - 1.$$

Pour utiliser la méthode des multiplicateurs de Lagrange, on pose

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(c_1, \dots, c_n, \lambda) &= f(c_1, \dots, c_n) - \lambda g(c_1, \dots, c_n), \\ &= \sigma^2 \sum_{i=1}^n c_i^2 - \lambda \left( \sum_{i=1}^n c_i x_i - 1 \right), \end{aligned}$$

puis on dérive la fonction  $\mathcal{L}$  par rapport à chacune des variables  $c_1, \dots, c_n$  et  $\lambda$ . On trouve alors

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial c_u} &= 2\sigma^2 c_u - \lambda x_u, \quad u = 1, \dots, n \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda} &= - \sum_{i=1}^n c_i x_i + 1. \end{aligned}$$

En posant les  $n$  premières dérivées égales à zéro, on obtient

$$c_i = \frac{\lambda x_i}{2\sigma^2}.$$

Or, de la contrainte,

$$\sum_{i=1}^n c_i x_i = \frac{\lambda}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 = 1,$$

d'où

$$\frac{\lambda}{2\sigma^2} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

et, donc,

$$c_i = \frac{x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}.$$

Finalement,

$$\begin{aligned} \beta^* &= \sum_{i=1}^n c_i Y_i \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \\ &= \hat{\beta}. \end{aligned}$$

2.6 Puisque, selon le modèle,  $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$  et que  $Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i$ , alors  $Y_i \sim N(\beta_0 + \beta_1 x_i, \sigma^2)$ . De plus, on sait que

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})Y_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2},\end{aligned}$$

donc l'estimateur  $\hat{\beta}_1$  est une combinaison linéaire des variables aléatoires  $Y_1, \dots, Y_n$ . Par conséquent,  $\hat{\beta}_1 \sim N(E[\hat{\beta}_1], \text{var}(\hat{\beta}_1))$ , où  $E[\hat{\beta}_1] = \beta_1$  et  $\text{var}(\hat{\beta}_1) = \sigma^2 / S_{xx}$  et, donc,

$$\Pr \left[ -z_{\alpha/2} < \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\sigma / \sqrt{S_{xx}}} < z_{\alpha/2} \right] = 1 - \alpha.$$

Un intervalle de confiance de niveau  $1 - \alpha$  pour le paramètre  $\beta_1$  lorsque la variance  $\sigma^2$  est connue est donc

$$\beta_1 \in \hat{\beta}_1 \pm z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}.$$

2.7 L'intervalle de confiance pour  $\beta_1$  est

$$\begin{aligned}\beta_1 &\in \hat{\beta}_1 \pm t_{\alpha/2}(n-2) \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2}{S_{xx}}} \\ &\in \hat{\beta}_1 \pm t_{0,025}(20-2) \sqrt{\frac{MSE}{S_{xx}}}.\end{aligned}$$

On nous donne  $SST = S_{yy} = 20838$  et  $S_{xx} = 10668$ . Par conséquent,

$$\begin{aligned}SSR &= \hat{\beta}_1^2 \sum_{i=1}^{20} (x_i - \bar{x})^2 \\ &= (-1,104)^2 (10668) \\ &= 13002,33 \\ SSE &= SST - SSR \\ &= 7835,67\end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}MSE &= \frac{SSE}{18} \\ &= 435,315.\end{aligned}$$

De plus, on trouve dans une table de quantiles de la loi de Student (ou à l'aide de la fonction `qt` dans R) que  $t_{0,025}(18) = 2,101$ . L'intervalle de confiance recherché est donc

$$\begin{aligned}\beta_1 &\in -1,104 \pm 2,101 \sqrt{\frac{435,315}{10668}} \\ &\in (-1,528, -0,680).\end{aligned}$$

- 2.8 Premièrement, selon le modèle de régression passant par l'origine,  $Y_0 = \beta x_0 + \varepsilon_0$  et  $\hat{Y}_0 = \hat{\beta} x_0$ . Considérons, pour la suite, la variable aléatoire  $Y_0 - \hat{Y}_0$ . On voit facilement que  $E[\hat{\beta}] = \beta$ , d'où  $E[Y_0 - \hat{Y}_0] = E[\beta x_0 + \varepsilon_0 - \hat{\beta} x_0] = \beta x_0 - \beta x_0 = 0$  et

$$\text{var}(Y_0 - \hat{Y}_0) = \text{var}(Y_0) + \text{var}(\hat{Y}_0) - 2\text{cov}(Y_0, \hat{Y}_0).$$

Or,  $\text{cov}(Y_0, \hat{Y}_0) = 0$  par l'hypothèse ii) de l'énoncé,  $\text{var}(Y_0) = \sigma^2$  et  $\text{var}(\hat{Y}_0) = x_0^2 \text{var}(\hat{\beta})$ . De plus,

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{\beta}) &= \frac{1}{(\sum_{i=1}^n x_i^2)^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 \text{var}(Y_i) \\ &= \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \end{aligned}$$

d'où, finalement,

$$\text{var}(Y_0 - \hat{Y}_0) = \sigma^2 \left( 1 + \frac{x_0^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \right).$$

Par l'hypothèse de normalité et puisque  $\hat{\beta}$  est une combinaison linéaire de variables aléatoires normales,

$$Y_0 - \hat{Y}_0 \sim N \left( 0, \sigma^2 \left( 1 + \frac{x_0^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \right) \right)$$

ou, de manière équivalente,

$$\frac{Y_0 - \hat{Y}_0}{\sigma \sqrt{1 + x_0^2 / \sum_{i=1}^n x_i^2}} \sim N(0, 1).$$

Lorsque la variance  $\sigma^2$  est estimée par  $s^2$ , alors

$$\frac{Y_0 - \hat{Y}_0}{s \sqrt{1 + x_0^2 / \sum_{i=1}^n x_i^2}} \sim t(n-1).$$

La loi de Student a  $n-1$  degrés de liberté puisque le modèle passant par l'origine ne compte qu'un seul paramètre. Les bornes de l'intervalle de confiance pour la vraie valeur de  $Y_0$  sont donc

$$\hat{Y}_0 \pm t_{\alpha/2}(n-1) s \sqrt{1 + \frac{x_0^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2}}.$$

- 2.9 a) Soit  $x_1, \dots, x_{10}$  les valeurs de la masse monétaire et  $Y_1, \dots, Y_{10}$  celles du PNB. On a  $\bar{x} = 3,72$ ,  $\bar{Y} = 7,55$ ,  $\sum_{i=1}^{10} x_i^2 = 147,18$ ,  $\sum_{i=1}^{10} Y_i^2 = 597,03$  et  $\sum_{i=1}^{10} x_i Y_i = 295,95$ . Par conséquent,

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^{10} x_i Y_i - 10 \bar{x} \bar{Y}}{\sum_{i=1}^{10} x_i^2 - 10 \bar{x}^2} \\ &= 1,716 \end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_0 &= \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \\ &= 1,168. \end{aligned}$$

On a donc la relation linéaire PNB = 1,168 + 1,716 MM.

- b) Tout d'abord, on doit calculer l'estimateur  $s^2$  de la variance car cette quantité entre dans le calcul des intervalles de confiance demandés. Pour les calculs à la main, on peut éviter de calculer les valeurs de  $\hat{Y}_1, \dots, \hat{Y}_{10}$  en procédant ainsi :

$$\begin{aligned} \text{SST} &= \sum_{i=1}^{10} Y_i^2 - 10\bar{Y}^2 \\ &= 27,005 \\ \text{SSR} &= \hat{\beta}_1^2 \left( \sum_{i=1}^{10} x_i^2 - 10\bar{x}^2 \right) \\ &= 25,901, \end{aligned}$$

puis  $\text{SSE} = \text{SST} - \text{SSR} = 1,104$  et  $s^2 = \text{MSE} = \text{SSE} / (10 - 2) = 0,1380$ . On peut maintenant construire les intervalles de confiance :

$$\begin{aligned} \beta_0 &\in \hat{\beta}_0 \pm t_{\alpha/2}(n-2)s \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{S_{xx}}} \\ &\in 1,168 \pm (2,306)(0,3715) \sqrt{\frac{1}{10} + \frac{3,72^2}{8,796}} \\ &\in (0,060, 2,276) \\ \beta_1 &\in \hat{\beta}_1 \pm t_{\alpha/2}(n-2)s \sqrt{\frac{1}{S_{xx}}} \\ &\in 1,716 \pm (2,306)(0,3715) \sqrt{\frac{1}{8,796}} \\ &\in (1,427, 2,005). \end{aligned}$$

Puisque l'intervalle de confiance pour la pente  $\beta_1$  ne contient ni la valeur 0, ni la valeur 1, on peut rejeter, avec un niveau de confiance de 95 %, les hypothèses  $H_0 : \beta_1 = 0$  et  $H_0 : \beta_1 = 1$ .

- c) Par l'équation obtenue en a) liant le PNB à la masse monétaire (MM), un PNB de 12,0 correspond à une masse monétaire de

$$\begin{aligned} \text{MM} &= \frac{12,0 - 1,168}{1,716} \\ &= 6,31. \end{aligned}$$

- d) On cherche un intervalle de confiance pour la droite de régression en  $\text{MM}_{1997} = 6,31$  ainsi qu'un intervalle de confiance pour la prévision  $\text{PNB} = 12,0$  associée à cette même valeur de la masse monétaire. Avec une probabilité de  $\alpha = 95$  %, le PNB moyen se trouve dans l'intervalle

$$12,0 \pm t_{\alpha/2}(n-2)s \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(6,31 - \bar{x})^2}{S_{xx}}} = (11,20, 12,80),$$

alors que la vraie valeur du PNB se trouve dans l'intervalle

$$12,0 \pm t_{\alpha/2}(n-2)s \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(6,31 - \bar{x})^2}{S_{xx}}} = (10,83, 13,17).$$

2.10 a) Tout d'abord, puisque  $MSE = SSE/(n-2) = \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 / (n-2)$  et que  $E[Y_i] = E[\hat{Y}_i]$ , alors

$$\begin{aligned} E[MSE] &= \frac{1}{n-2} E \left[ \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \right] \\ &= \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n E[(Y_i - \hat{Y}_i)^2] \\ &= \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n E[((Y_i - E[Y_i]) - (\hat{Y}_i - E[\hat{Y}_i]))^2] \\ &= \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (\text{var}(Y_i) + \text{var}(\hat{Y}_i) - 2\text{cov}(Y_i, \hat{Y}_i)). \end{aligned}$$

Or, on a par hypothèse du modèle que  $\text{cov}(Y_i, Y_j) = \text{cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = \delta_{ij}\sigma^2$ , d'où  $\text{var}(Y_i) = \sigma^2$  et  $\text{var}(\bar{Y}) = \sigma^2/n$ . D'autre part,

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{Y}_i) &= \text{var}(\bar{Y} + \hat{\beta}_1(x_i - \bar{x})) \\ &= \text{var}(\bar{Y}) + (x_i - \bar{x})^2 \text{var}(\hat{\beta}_1) + 2(x_i - \bar{x})\text{cov}(\bar{Y}, \hat{\beta}_1) \end{aligned}$$

et l'on sait que

$$\text{var}(\hat{\beta}_1) = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

et que

$$\begin{aligned} \text{cov}(\bar{Y}, \hat{\beta}_1) &= \text{cov} \left( \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n}, \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x}) Y_j}{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} \right) \\ &= \frac{1}{n \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{cov}(Y_i, (x_j - \bar{x}) Y_j) \\ &= \frac{1}{n \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \text{var}(Y_i) \\ &= \frac{\sigma^2}{n \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \\ &= 0, \end{aligned}$$

puisque  $\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) = 0$ . Ainsi,

$$\text{var}(\hat{Y}_i) = \frac{\sigma^2}{n} + \frac{(x_i - \bar{x})^2 \sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}.$$

De manière similaire, on détermine que

$$\begin{aligned} \text{cov}(Y_i, \hat{Y}_i) &= \text{cov}(Y_i, \bar{Y} + \hat{\beta}_1(x_i - \bar{x})) \\ &= \text{cov}(Y_i, \bar{Y}) + (x_i - \bar{x})\text{cov}(Y_i, \hat{\beta}_1) \\ &= \frac{\sigma^2}{n} + \frac{(x_i - \bar{x})^2 \sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}. \end{aligned}$$

Par conséquent,

$$E[(Y_i - \hat{Y}_i)^2] = \frac{n-1}{n} \sigma^2 - \frac{(x_i - \bar{x})^2 \sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

et

$$\sum_{i=1}^n E[(Y_i - \hat{Y}_i)^2] = (n-2)\sigma^2,$$

d'où  $E[\text{MSE}] = \sigma^2$ .

b) On a

$$\begin{aligned} E[\text{MSR}] &= E[\text{SSR}] \\ &= E\left[\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2\right] \\ &= \sum_{i=1}^n E[\hat{\beta}_1^2 (x_i - \bar{x})^2] \\ &= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 E[\hat{\beta}_1^2] \\ &= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (\text{var}(\hat{\beta}_1) + E[\hat{\beta}_1]^2) \\ &= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \left( \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} + \beta_1^2 \right) \\ &= \sigma^2 + \beta_1^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2. \end{aligned}$$

2.11 a) On trouve aisément les estimateurs de la pente et de l'ordonnée à l'origine de la droite de régression :

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i - n \bar{x} \bar{Y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n \bar{x}^2} \\ &= 1,436 \\ \hat{\beta}_0 &= \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \\ &= 9,273. \end{aligned}$$

b) Les sommes de carrés sont

$$\begin{aligned} \text{SST} &= \sum_{i=1}^n Y_i^2 - n \bar{Y}^2 \\ &= 1194 - 11(9,273)^2 \\ &= 248,18 \\ \text{SSR} &= \hat{\beta}_1^2 \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 - n \bar{x}^2 \right) \\ &= (1,436)^2 (110 - 11(0)) \\ &= 226,95 \end{aligned}$$

et  $SSE = SST - SSR = 21,23$ . Le tableau d'analyse de variance est donc le suivant :

| Source     | SS     | d.l. | MS     | Ratio F |
|------------|--------|------|--------|---------|
| Régression | 226,95 | 1    | 226,95 | 96,21   |
| Erreur     | 21,23  | 9    | 2,36   |         |
| Total      | 248,18 | 10   |        |         |

Or, puisque  $t = \sqrt{F} = 9,809 > t_{\alpha/2}(n-2) = t_{0,025}(9) = 2,26$ , on rejette l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 0$  soit, autrement dit, la pente est significativement différente de zéro.

c) Puisque la variance  $\sigma^2$  est inconnue, on l'estime par  $s^2 = MSE = 2,36$ . On a alors

$$\begin{aligned}\beta_1 &\in \hat{\beta}_1 \pm t_{\alpha/2}(n-2) \sqrt{\widehat{\text{Var}}[\hat{\beta}_1]} \\ &\in 1,436 \pm 2,26 \sqrt{\frac{2,36}{110}} \\ &\in (1,105, 1,768).\end{aligned}$$

d) Le coefficient de détermination de la régression est  $R^2 = SSR/SST = 226,95/248,18 = 0,914$ , ce qui indique que l'ajustement du modèle aux données est très bon. En outre, suite au test effectué à la partie b), on conclut que la régression est globalement significative. Toutes ces informations portent à conclure qu'il n'y a pas lieu d'utiliser un autre modèle.

**2.12** On doit déterminer si la régression est significative, ce qui peut se faire à l'aide de la statistique  $F$ . Or, à partir de l'information donnée dans l'énoncé, on peut calculer

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^{50} x_i Y_i - 50 \bar{x} \bar{Y}}{\sum_{i=1}^{50} x_i^2 - 50 \bar{x}^2} \\ &= -0,0110 \\ SST &= \sum_{i=1}^{50} Y_i^2 - 50 \bar{Y}^2 \\ &= 78,4098 \\ SSR &= \hat{\beta}_1^2 \sum_{i=1}^{50} (x_i - \bar{x})^2 \\ &= 1,1804 \\ SSE &= SST - SSR \\ &= 77,2294\end{aligned}$$

d'où

$$\begin{aligned}MSR &= 1,1804 \\ MSE &= \frac{SSE}{50 - 2} \\ &= 1,6089\end{aligned}$$

et, enfin,

$$\begin{aligned}F &= \frac{MSR}{MSE} \\ &= 0,7337.\end{aligned}$$



Soit  $F$  une variable aléatoire ayant une distribution de Fisher avec 1 et 48 degrés de liberté, soit la même distribution que la statistique  $F$  sous l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 0$ . On a que  $\Pr[F > 0,7337] = 0,3959$ , donc la valeur  $p$  du test  $H_0 : \beta_1 = 0$  est 0,3959. Une telle valeur  $p$  est généralement considérée trop élevée pour rejeter l'hypothèse  $H_0$ . On ne peut donc considérer la relation entre la ligne de vie et l'espérance de vie comme significative. (Ou on ne la considère significative qu'avec un niveau de confiance de  $1 - p = 60,41$  %.)

**2.13** Puisque  $\hat{Y}_i = (\bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}) + \hat{\beta}_1 x_i = \bar{Y} + \hat{\beta}_1 (x_i - \bar{x})$  et que  $\hat{\varepsilon}_i = Y_i - \hat{Y}_i = (Y_i - \bar{Y}) - \hat{\beta}_1 (x_i - \bar{x})$ , alors

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y}) \hat{\varepsilon}_i &= \hat{\beta}_1 \left( \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(Y_i - \bar{Y}) - \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right) \\ &= \hat{\beta}_1 \left( S_{xy} - \frac{S_{xy}}{S_{xx}} S_{xx} \right) \\ &= 0. \end{aligned}$$

**2.14** a)

$$\begin{aligned} \text{cov}(Y_i, \hat{Y}_j) &= \text{cov}(Y_i, \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_j) \\ &= \text{cov}(Y_i, \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} + \hat{\beta}_1 x_j) \\ &= \text{cov}(Y_i, \bar{Y}) + (x_j - \bar{x}) \text{cov}(Y_i, \hat{\beta}_1) \text{ par indépendance des observations} \\ &= \frac{\sigma^2}{n} + \frac{(x_j - \bar{x})}{S_{xx}} \sum_{l=1}^n (x_l - \bar{x}) \text{cov}(Y_i, Y_l) \\ &= \frac{\sigma^2}{n} + \frac{(x_j - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{S_{xx}} \sigma^2 \text{ par indépendance des observations.} \end{aligned}$$

b)

$$\begin{aligned} \text{cov}(\hat{Y}_i, \hat{Y}_j) &= \text{cov}(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i, \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_j) \\ &= \text{var}(\hat{\beta}_0) + (x_i + x_j) \text{cov}(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1) + x_i x_j \text{var}(\hat{\beta}_1) \\ &= \sigma^2 \left( \frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{S_{xx}} \right) - (x_i + x_j) \frac{\bar{x} \sigma^2}{S_{xx}} + x_i x_j \frac{\sigma^2}{S_{xx}} \\ &= \dots \\ &= \sigma^2 \left( \frac{1}{n} + \frac{(x_j - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{S_{xx}} \right). \end{aligned}$$

c)

$$\begin{aligned} \text{cov}(\hat{\varepsilon}_i, \hat{\varepsilon}_j) &= \text{cov}(Y_i - \hat{Y}_i, Y_j - \hat{Y}_j) \\ &= \text{cov}(Y_i, Y_j) - \text{cov}(Y_i, \hat{Y}_j) - \text{cov}(\hat{Y}_i, Y_j) + \text{cov}(\hat{Y}_i, \hat{Y}_j) \\ &= 0 - 2\sigma^2 \left( \frac{1}{n} + \frac{(x_j - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{S_{xx}} \right) + \left( \frac{1}{n} + \frac{(x_j - \bar{x})(x_i - \bar{x})}{S_{xx}} \right) \\ &= -\sigma^2 \left( \frac{1}{n} + \frac{(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S_{xx}} \right). \end{aligned}$$

2.15 a) Nous avons le modèle de régression usuel. Les coefficients de la régression sont

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^8 x_i Y_i - n\bar{x}\bar{Y}}{\sum_{i=1}^8 x_i^2 - n\bar{x}^2} \\ &= \frac{146 - (8)(32/8)(40/8)}{156 - (8)(32/8)^2} \\ &= -0,5\end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_0 &= \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \\ &= (40/8) - (-0,5)(32/8) \\ &= 7.\end{aligned}$$

b) Les sommes de carrés sont

$$\begin{aligned}SST &= \sum_{i=1}^8 (Y_i - \bar{Y})^2 \\ &= \sum_{i=1}^8 Y_i^2 - n\bar{Y}^2 \\ &= 214 - (8)(40/8)^2 \\ &= 14, \\ SSR &= \sum_{i=1}^8 (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 \\ &= \sum_{i=1}^8 \hat{\beta}_1^2 (x_i - \bar{x})^2 \\ &= \hat{\beta}_1^2 (\sum_{i=1}^8 x_i^2 - n\bar{x}^2) \\ &= (-1/2)^2 (156 - (8)(32/8)^2) \\ &= 7.\end{aligned}$$

et  $SSE = SST - SSR = 14 - 7 = 7$ . Par conséquent,  $R^2 = SSR/SST = 7/14 = 0,5$ , donc la régression explique 50 % de la variation des  $Y_i$  par rapport à leur moyenne  $\bar{Y}$ . Le tableau ANOVA est le suivant :

| Source     | SS | d.l. | MS  | Ratio F |
|------------|----|------|-----|---------|
| Régression | 7  | 1    | 7   | 6       |
| Erreur     | 7  | 6    | 7/6 |         |
| Total      | 14 | 7    |     |         |

2.16 a) Voir la figure D.3.

b) Le graphique montre qu'un modèle linéaire serait excellent. On estime les paramètres de ce modèle avec  $\mathbb{1}_m$  :

```
data(women)
plot(weight ~ height, data = women, pch = 16)
```

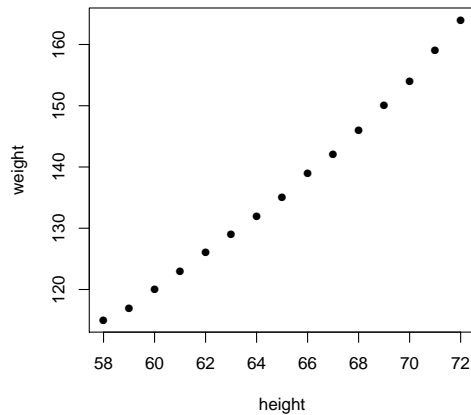


FIG. D.3 – Relation entre la taille et le poids moyen de femmes américaines âgées de 30 à 39 ans (données women)

```
(fit <- lm(weight ~ height, data = women))

##
## Call:
## lm(formula = weight ~ height, data = women)
##
## Coefficients:
## (Intercept)      height
##      -87.52         3.45
```

- c) Voir la figure D.4. On constate que l'ajustement est excellent.
- d) Le résultat de la fonction `summary` appliquée au modèle `fit` est le suivant :

```
summary(fit)

##
## Call:
## lm(formula = weight ~ height, data = women)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.7333 -1.1333 -0.3833  0.7417  3.1167
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -87.51667     5.93694  -14.74 1.71e-09 ***
## height       3.45000     0.09114   37.85 1.09e-14 ***
## ---
```

```
abline(fit)
```

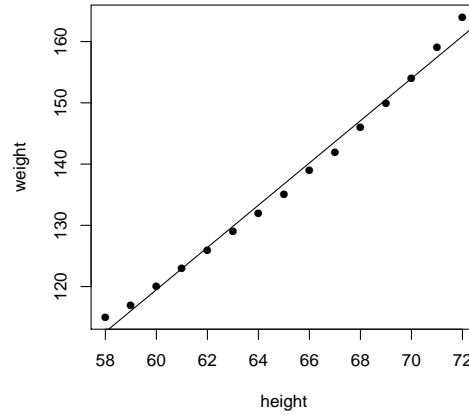


FIG. D.4 – Relation entre les données `women` et droite de régression linéaire simple

```
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.525 on 13 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.991, Adjusted R-squared:  0.9903
## F-statistic: 1433 on 1 and 13 DF, p-value: 1.091e-14
```

Le coefficient de détermination est donc  $R^2 = 0,991$ , ce qui est près de 1 et confirme donc l'excellent ajustement du modèle évoqué en c).

e) On a

```
attach(women)
SST <- sum((weight - mean(weight))^2)
SSR <- sum((fitted(fit) - mean(weight))^2)
SSE <- sum((weight - fitted(fit))^2)
all.equal(SST, SSR + SSE)

## [1] TRUE

all.equal(summary(fit)$r.squared, SSR/SST)

## [1] TRUE
```

2.17 a) Il faut exprimer  $\hat{\beta}'_0$  et  $\hat{\beta}'_1$  en fonction de  $\hat{\beta}_0$  et  $\hat{\beta}_1$ . Pour ce faire, on trouve d'abord une

expression pour chacun des éléments qui entrent dans la définition de  $\hat{\beta}'_1$ . Tout d'abord,

$$\begin{aligned}\bar{x}' &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x'_i \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (c + dx_i) \\ &= c + d\bar{x},\end{aligned}$$

et, de manière similaire,  $\bar{Y}' = a + b\bar{Y}$ . Ensuite,

$$\begin{aligned}S'_{xx} &= \sum_{i=1}^n (x'_i - \bar{x}')^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (c + dx_i - c - d\bar{x})^2 \\ &= d^2 S_{xx}\end{aligned}$$

et  $S'_{yy} = b^2 S_{yy}$ ,  $S'_{xy} = bd S_{xy}$ . Par conséquent,

$$\begin{aligned}\hat{\beta}'_1 &= \frac{S'_{xy}}{S'_{xx}} \\ &= \frac{bd S_{xy}}{d^2 S_{xx}} \\ &= \frac{b}{d} \hat{\beta}_1\end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}\hat{\beta}'_0 &= \bar{Y}' - \hat{\beta}'_1 \bar{x}' \\ &= a + b\bar{Y} - \frac{b}{d} \hat{\beta}_1 (c + d\bar{x}) \\ &= a - \frac{bc}{d} \hat{\beta}_1 + b(\bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}) \\ &= a - \frac{bc}{d} \hat{\beta}_1 + b\hat{\beta}_0.\end{aligned}$$

b) Tout d'abord, on établit que

$$\begin{aligned}R^2 &= \frac{\text{SSR}}{\text{SST}} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \\ &= \hat{\beta}_1^2 \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \\ &= \hat{\beta}_1^2 \frac{S_{xx}}{S_{yy}}.\end{aligned}$$

Maintenant, avec les résultats obtenus en a), on démontre directement que

$$\begin{aligned}
 (R^2)' &= (\hat{\beta}_1')^2 \frac{S'_{xx}}{S'_{yy}} \\
 &= \left(\frac{b}{d}\right)^2 \hat{\beta}_1^2 \frac{d^2 S_{xx}}{b^2 S_{yy}} \\
 &= \hat{\beta}_1^2 \frac{S_{xx}}{S_{yy}} \\
 &= R^2.
 \end{aligned}$$

**2.18** Considérons un modèle de régression usuel avec l'ensemble de données  $(x_1, Y_1), \dots, (x_n, Y_n), (m\bar{x}, m\bar{Y})$ , où  $\bar{x} = n^{-1} \sum_{i=1}^n x_i$ ,  $\bar{Y} = n^{-1} \sum_{i=1}^n Y_i$ ,  $m = n/a$  et  $a = \sqrt{n+1} - 1$ . On définit

$$\begin{aligned}
 \bar{x}' &= \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} x_i \\
 &= \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^n x_i + \frac{m}{n+1} \bar{x} \\
 &= k\bar{x}
 \end{aligned}$$

et, de manière similaire,

$$\bar{Y}' = k\bar{Y},$$

où

$$\begin{aligned}
 k &= \frac{n+m}{n+1} \\
 &= \frac{n(a+1)}{a(n+1)}.
 \end{aligned}$$

L'expression pour l'estimateur des moindres carrés de la pente de la droite de régression pour cet ensemble de données est

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^{n+1} x_i Y_i - (n+1) \bar{x}' \bar{Y}'}{\sum_{i=1}^{n+1} x_i^2 - (n+1) (\bar{x}')^2} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i + m^2 \bar{x} \bar{Y} - (n+1) k^2 \bar{x} \bar{Y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 + m^2 \bar{x}^2 - (n+1) k^2 \bar{x}^2}.
 \end{aligned}$$

Or,

$$\begin{aligned}
 m^2 - k^2(n+1) &= \frac{n^2}{a^2} - \frac{n^2(a+1)^2}{a^2(n+1)} \\
 &= \frac{n^2(n+1) - n^2(n+1)}{a^2(n+1)} \\
 &= 0.
 \end{aligned}$$

Par conséquent,

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \\
 &= \hat{\beta}.
 \end{aligned}$$

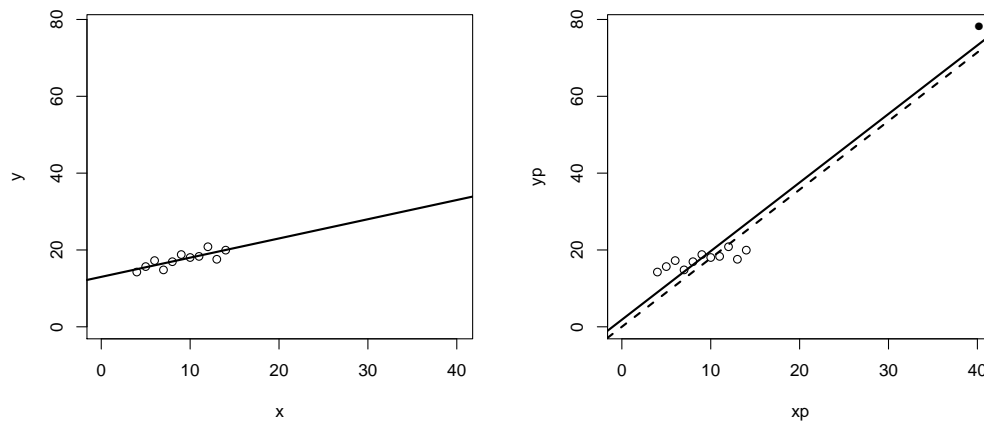


FIG. D.5 – Illustration de l'effet de l'ajout d'un point spécial à un ensemble de données. À gauche, la droite de régression usuelle. À droite, le même ensemble de points avec le point spécial ajouté (cercle plein), la droite de régression avec ce nouveau point (ligne pleine) et la droite de régression passant par l'origine (ligne pointillée). Les deux droites sont parallèles.

Interprétation : en ajoutant un point bien spécifique à n'importe quel ensemble de données, on peut s'assurer que la pente de la droite de régression sera la même que celle d'un modèle passant par l'origine. Voir la figure D.5 pour une illustration du phénomène.

2.19 a) Les données du fichier `house.dat` sont importées dans R avec la commande

```
house <- read.table("house.dat", header = TRUE)
```

La figure D.6 contient les graphiques de `medv` en fonction de chacune des variables `rm`, `age`, `lstat` et `tax`. Le meilleur choix de variable explicative pour le prix médian semble être le nombre moyen de pièces par immeuble, `rm`.

b) Les résultats ci-dessous ont été obtenus avec R.

```
fit1 <- lm(medv ~ rm, data = house)
summary(fit1)

##
## Call:
## lm(formula = medv ~ rm, data = house)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -23.346  -2.547   0.090   2.986  39.433
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -34.671      2.650  -13.08  <2e-16 ***
## rm              9.102      0.419   21.72  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
plot(medv ~ rm + age + lstat + tax, data = house, ask = FALSE)
```

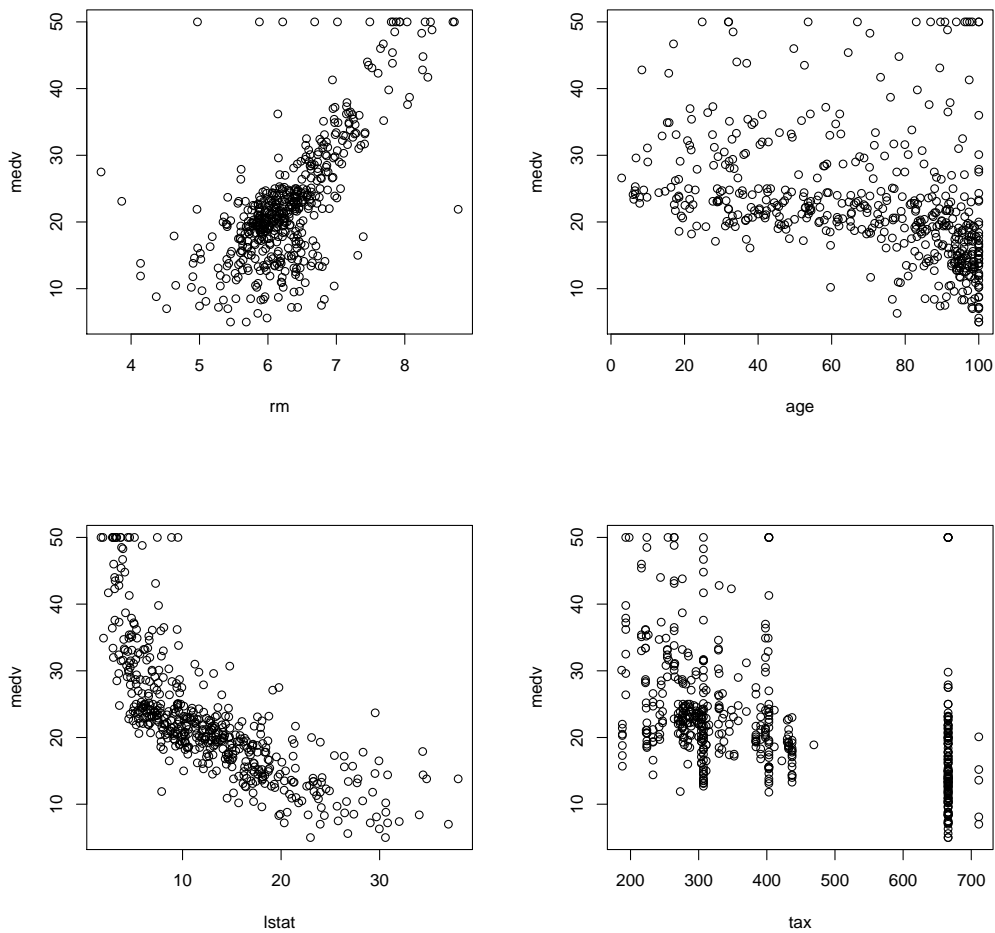


FIG. D.6 – Relation entre la variable `medv` et les variables `rm`, `age`, `lstat` et `tax` des données `house.dat`



```
ord <- order(house$rm)
plot(medv ~ rm, data = house, ylim = range(pred.ci))
matplot(house$rm[ord], pred.ci[ord,],
        type = "l", lty = c(1, 2, 2), lwd = 2,
        col = "black", add = TRUE)
```

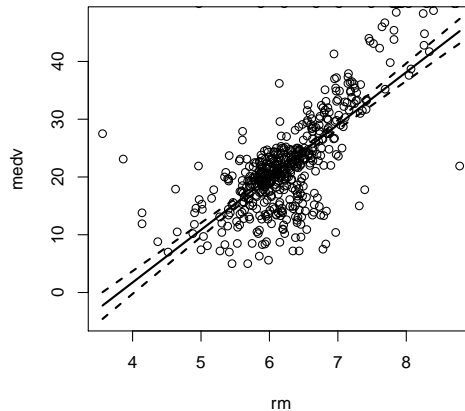


FIG. D.7 – Résultat de la régression de la variable `rm` sur la variable `medv` des données `house.dat`

```
## 0 '***' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 6.616 on 504 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4835, Adjusted R-squared:  0.4825
## F-statistic: 471.8 on 1 and 504 DF, p-value: < 2.2e-16
```

On peut voir que tant l'ordonnée à l'origine que la pente sont très significativement différentes de zéro. La régression est donc elle-même significative. Cependant, le coefficient de détermination n'est que de  $R^2 = 0,4835$ , ce qui indique que d'autres facteurs pourraient expliquer la variation dans `medv`.

On calcule les bornes de l'intervalle de confiance de la régression avec la fonction `predict` :

```
pred.ci <- predict(fit1, interval = "confidence", level = 0.95)
```

La droite de régression et ses bornes d'intervalle de confiance inférieure et supérieure sont illustrée à la figure D.7.

c) On reprend la même démarche, mais cette fois avec la variable `age` :

```
fit2 <- lm(medv ~ age, data = house)
summary(fit2)

##
## Call:
## lm(formula = medv ~ age, data = house)
##
## Residuals:
```

```
ord <- order(house$age)
plot(medv ~ age, data = house, ylim = range(pred.ci))
matplot(house$age[ord], pred.ci[ord,],
        type = "l", lty = c(1, 2, 2), lwd = 2,
        col = "black", add = TRUE)
```

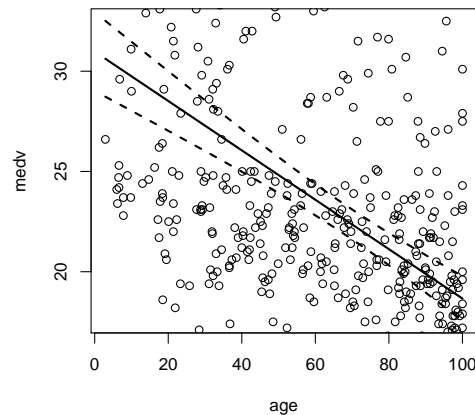


FIG. D.8 – Résultat de la régression de la variable age sur la variable medv des données house.dat

```
##      Min      1Q  Median      3Q      Max
## -15.097 -5.138 -1.958   2.397  31.338
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  30.97868    0.99911  31.006  <2e-16 ***
## age         -0.12316    0.01348  -9.137  <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 8.527 on 504 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1421, Adjusted R-squared:  0.1404
## F-statistic: 83.48 on 1 and 504 DF,  p-value: < 2.2e-16

pred.ci <- predict(fit2, interval = "confidence", level = 0.95)
```

La régression est encore une fois très significative. Cependant, le  $R^2$  est encore plus faible qu'avec la variable `rm`. Les variables `rm` et `age` contribuent donc chacune à expliquer les variations de la variable `medv` (et `rm` mieux que `age`), mais aucune ne sait le faire seule de manière satisfaisante. La droite de régression et l'intervalle de confiance de celle-ci sont reproduits à la figure D.8. On constate que l'intervalle de confiance est plus large qu'en b).

- 2.20 a) On importe les données dans R, puis on effectue les conversions demandées. La variable `consommation` contient la consommation des voitures en  $\ell/100$  km et la variable `poids` le poids en kilogrammes.

```
carburant <- read.table("carburant.dat", header = TRUE)
consommation <- 235.1954/carburant$mpg
poids <- carburant$poids * 0.45455 * 1000
```

- b) La fonction `summary` fournit l'information essentielle pour juger de la validité et de la qualité du modèle :

```
fit <- lm(consommation ~ poids)
summary(fit)

##
## Call:
## lm(formula = consommation ~ poids)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -2.07123 -0.68380  0.01488  0.44802  2.66234
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.0146530  0.7118445  -0.021    0.984
## poids        0.0078382  0.0005315  14.748 <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.039 on 36 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.858, Adjusted R-squared:  0.854
## F-statistic: 217.5 on 1 and 36 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Le modèle est donc le suivant :  $Y_i = -0,01465 + 0,007838x_i + \varepsilon_i$ ,  $\varepsilon_i \sim N(0, 1,039^2)$ , où  $Y_i$  est la consommation en litres aux 100 kilomètres et  $x_i$  le poids en kilogrammes. La faible valeur  $p$  du test  $F$  indique une régression très significative. De plus, le  $R^2$  de 0,858 confirme que l'ajustement du modèle est assez bon.

- c) On veut calculer un intervalle de confiance pour la consommation en carburant prévue d'une voiture de 1350 kg. On obtient, avec la fonction `predict` :

```
predict(fit, newdata = data.frame(poids = 1350), interval = "prediction")

##      fit      lwr      upr
## 1 10.5669  8.432089 12.7017
```

2.21 Utiliser l'approximation de Taylor de premier ordre pour montrer que la variance de  $g(Y) = 1/Y$  est approximativement constante.

- 2.22 a) Figure D.9 shows a scatter plot of the number of bacteria versus the minutes of exposure. The plot shows a straight line would be a reasonable model, but an even better model would capture the curvature. In fact, the plot shows that when the canned food is exposed to 300° F for a long time, there is ultimately no bacteria left. This suggests a model that would capture the asymptotic behavior of the number of bacteria when the number of minutes of exposure increases. A linear model would continue to drive down the number of bacteria, eventually leading to negative values, which is nonsensical in this context.

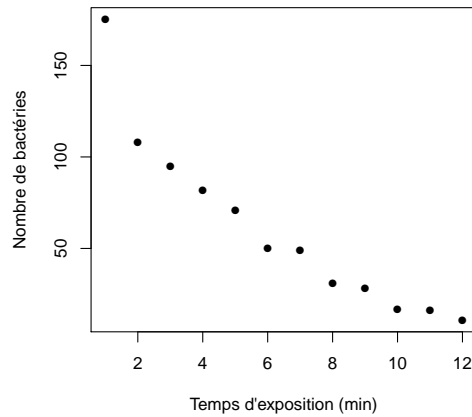


FIG. D.9 – Scatter Plot of the Number of Bacteria versus the Minutes of Exposure to 300° F

b) A simple linear model is fitted to the data using R. Here is a summary of the model :

```
fit1 <- lm(bact~min)
summary(fit1)

##
## Call:
## lm(formula = bact ~ min)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -17.323  -9.890  -7.323   2.463  45.282
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    142.20     11.26   12.627 1.81e-07 ***
## min             -12.48       1.53   -8.155 9.94e-06 ***
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 18.3 on 10 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8693, Adjusted R-squared:  0.8562
## F-statistic: 66.51 on 1 and 10 DF, p-value: 9.944e-06
```

The fitted model is

$$\hat{y} = 142.20 - 12.48x,$$

where the parameters of the model are estimated by the best linear unbiased estimators. The ANOVA table is obtained using R :

```
anova(fit1)

## Analysis of Variance Table
```

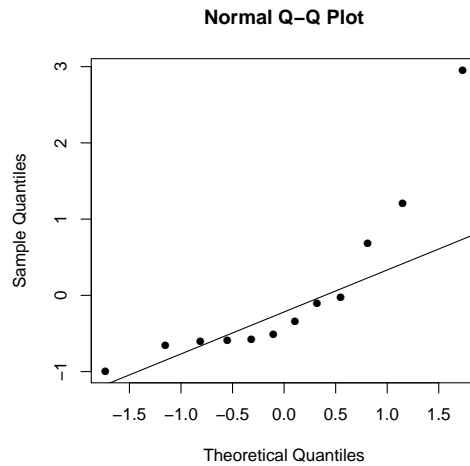


FIG. D.10 – Q-Q Plot for Simple Linear Model in Problem 2.22

```
##
## Response: bact
##           Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## min           1 22268.8 22268.8  66.512 9.944e-06 ***
## Residuals 10   3348.1    334.8
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

In order to test for the significance of regression, we use the F-statistic. The F-statistic is 66.512, and it has 1 and 10 degrees of freedom, so the  $p$ -value is

$$P[F_{(1,10)} > 66.512] = 9.944 \times 10^{-6}.$$

Since the  $p$ -value is much smaller than 1%, there is enough evidence to reject the null hypothesis that  $\beta_1 = 0$  at the 1% level. The simple linear model is significant.

The value of  $R^2$  is 86.93%. This is a high coefficient of correlation, it means that about 87% of the variation in the number of bacteria in the canned food is explained by the minutes of exposure to 300°F. The model seems to perform well.

The Q-Q Plot of the studentized residuals is shown in Figure D.10. The line represents when the empirical quantiles are exactly equal to the standard normal quantiles. The normality assumption is seriously violated as the dots are clearly not on a straight line. This means there are serious flaws in the model, including the fact that the hypothesis tests are not reliable.

Figure D.11 shows a plot of the studentized residuals versus the fitted values. The plot suggests a clear curve, which is usually an indicator of non-linearity. This is in line with the previous comments.

Finally, this model is inadequate and transformations on the response variables are required.

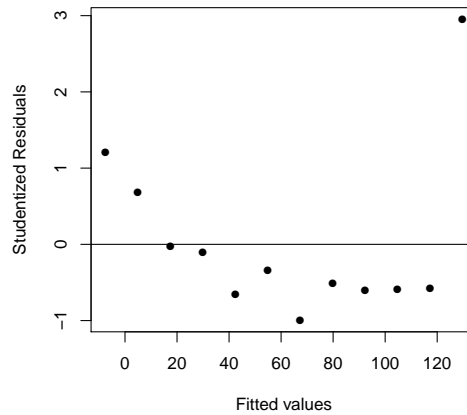
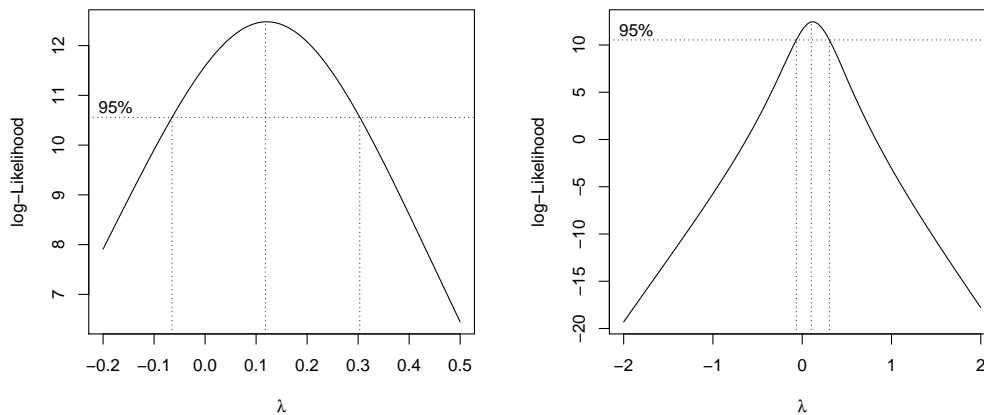


FIG. D.11 – Residuals versus the Fitted Values for Simple Linear Model in Problem 2.22

FIG. D.12 – Log-likelihood versus  $\lambda$  in the Box-Cox method for Problem 2.22

- c) The Box-Cox method is used to determine which transformation is optimal. Figure D.12 shows the plot of the log-likelihood function in terms of  $\lambda$ , for two different ranges of  $\lambda$ . It was obtained with the R commands :

```
boxcox(bact~min, lambda = seq(-2, 2, len = 20), plotit = TRUE)
boxcox(bact~min, lambda = seq(-0.2, 0.5, len = 20), plotit = TRUE)
```

Note that the maximum is around 0.1 and 0 is included in the 95% confidence interval for  $\lambda$ . Therefore, it is preferable to use 0 as this is a common transformation, it represents the logarithm transformation. Let  $y^* = \ln(y)$ . A simple linear model is fitted to the transformed data. The output is the following :

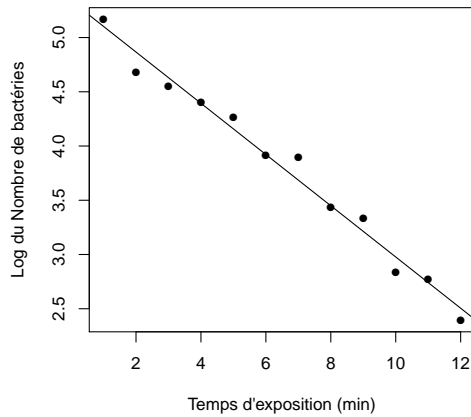


FIG. D.13 – Scatter Plot of the Logarithm of the Number of Bacteria versus the Minutes of Exposure to 300° F

```
logbact <- log(bact)
fit2 <- lm(logbact~min)
summary(fit2)

##
## Call:
## lm(formula = logbact ~ min)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.184303 -0.083994  0.001453  0.072825  0.206246
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   5.33878    0.07409   72.05 6.47e-15 ***
## min          -0.23617    0.01007  -23.46 4.49e-10 ***
## ---
## Signif. codes:
##  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.1204 on 10 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.9822, Adjusted R-squared:  0.9804
## F-statistic: 550.3 on 1 and 10 DF, p-value: 4.489e-10
```

The fitted model is

$$\hat{y}^* = 5.33878 - 0.23617x,$$

where the parameters of the model are estimated by the best linear unbiased estimators. Figure D.13 is a scatter plot of the transformed response variable versus the covariate, along with the fitted line. The scatter plot looks much more linear now than in (a).

The ANOVA table is obtained using R :

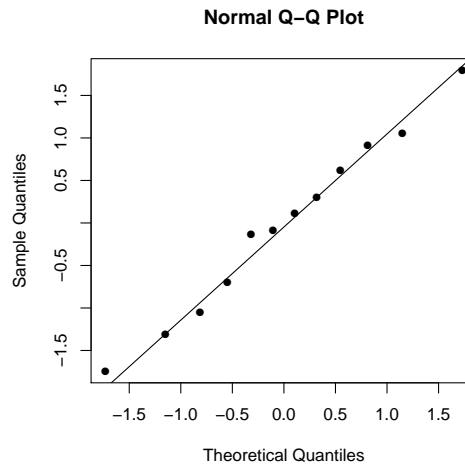


FIG. D.14 – Q-Q Plot of Model for the Logarithm of the Number of Bacteria in Problem 2.22

```
anova(fit2)

## Analysis of Variance Table
##
## Response: logbact
##          Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## min         1  7.9761   7.9761  550.33 4.489e-10 ***
## Residuals    10  0.1449   0.0145
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

The F-statistic for the test of significance of regression is 550.33, and it has 1 and 10 degrees of freedom, so the  $p$ -value is

$$P[F_{(1,10)} > 550.33] = 4.489 \times 10^{-10}.$$

Since the  $p$ -value is much smaller than 1%, there is enough evidence to reject the null hypothesis that  $\beta_1 = 0$  at the 1% level. This model is significant.

The value of  $R^2$  is very high at 98.22%. This means that about 98% of the variation in the log of the number of bacteria in the canned food is explained by the minutes of exposure to 300°F. The model seems to perform very well, better than the model proposed in (b).

The Q-Q Plot of the studentized residuals is shown in Figure D.14. The dots are beautifully aligned with the standard normal quantiles. The normality assumption is appropriate. Figure D.15 shows a plot of the studentized residuals versus the fitted values. The dots can be contained in horizontal bands and looks randomly scattered.

Finally, this model is adequate and the transformation used on the response variables fixed the problems in the model.



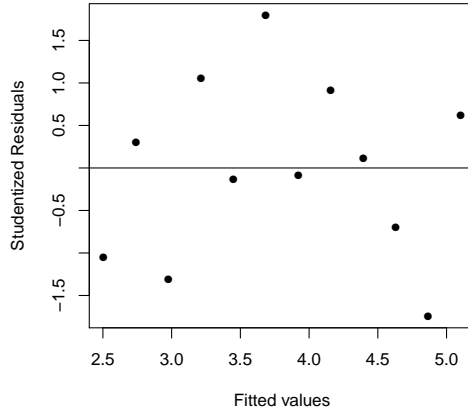


FIG. D.15 – Residuals versus the Fitted Values for Model for the Logarithm of the Number of Bacteria in Problem 2.22

### Chapitre 3

3.1 Tout d'abord, selon le théorème,

$$\frac{d}{d\mathbf{X}} f(\mathbf{X})^\top \mathbf{A} f(\mathbf{X}) = 2 \left( \frac{d}{d\mathbf{X}} f(\mathbf{X}) \right)^\top \mathbf{A} f(\mathbf{X}).$$

Il suffit, pour faire la démonstration, d'appliquer directement ce résultat à la forme quadratique

$$S(\boldsymbol{\beta}) = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$$

avec  $f(\boldsymbol{\beta}) = \mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$  et  $\mathbf{A} = \mathbf{I}$ , la matrice identité. On a alors

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\boldsymbol{\beta}} S(\boldsymbol{\beta}) &= 2 \left( \frac{d}{d\boldsymbol{\beta}} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \right)^\top \mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\ &= 2(-\mathbf{X})^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\ &= -2\mathbf{X}^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}). \end{aligned}$$

En posant ces dérivées exprimées sous forme matricielle simultanément égales à zéro, on obtient les équations normales à résoudre pour calculer l'estimateur des moindres carrés du vecteur  $\boldsymbol{\beta}$ , soit

$$\mathbf{X}^\top \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}^\top \mathbf{Y}.$$

En isolant  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  dans l'équation ci-dessus, on obtient, finalement, l'estimateur des moindres carrés :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{Y}.$$

3.2 a) On a un modèle sans variable explicative. Intuitivement, la meilleure prévision de  $Y_i$  sera alors  $\bar{Y}$ . En effet, pour ce modèle,

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

et

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta} &= (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} \\
 &= \left( \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} \\
 &= n^{-1} \sum_{t=1}^n Y_t \\
 &= \bar{Y}.
 \end{aligned}$$

- b) Il s'agit du modèle de régression linéaire simple passant par l'origine, pour lequel la matrice de schéma est

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix}_{n \times 1}.$$

Par conséquent,

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta} &= \left( \begin{bmatrix} X_1 & \cdots & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} X_1 & \cdots & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} \\
 &= \left( \sum_{t=1}^n X_t^2 \right)^{-1} \sum_{t=1}^n X_t Y_t \\
 &= \frac{\sum_{t=1}^n X_t Y_t}{\sum_{t=1}^n X_t^2},
 \end{aligned}$$

tel qu'obtenu à l'exercice 2.3.

- c) On est ici en présence d'un modèle de régression multiple ne passant pas par l'origine et ayant deux variables explicatives. La matrice de schéma est alors

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} \end{bmatrix}_{n \times 3}.$$

Par conséquent,

$$\begin{aligned}
 \hat{\beta} &= \left( \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ X_{11} & \cdots & X_{n1} \\ X_{12} & \cdots & X_{n2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ X_{11} & \cdots & X_{n1} \\ X_{12} & \cdots & X_{n2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} n & n\bar{X}_1 & n\bar{X}_2 \\ n\bar{X}_1 & \sum_{t=1}^n X_{t1}^2 & \sum_{t=1}^n X_{t1}X_{t2} \\ n\bar{X}_2 & \sum_{t=1}^n X_{t1}X_{t2} & \sum_{t=1}^n X_{t2}^2 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^n Y_t \\ \sum_{t=1}^n X_{t1}Y_t \\ \sum_{t=1}^n X_{t2}Y_t \end{bmatrix}.
 \end{aligned}$$

L'inversion de la première matrice et le produit par la seconde sont laissés aux bons soins du lecteur plus patient que les rédacteurs de ces solutions.

3.3 Dans le modèle de régression linéaire simple, la matrice schéma est

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix}.$$

Par conséquent,

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{\beta}) &= \sigma^2 (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \\ &= \sigma^2 \left( \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ X_1 & \cdots & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_n \end{bmatrix} \right)^{-1} \\ &= \sigma^2 \begin{bmatrix} n & n\bar{X} \\ n\bar{X} & \sum_{t=1}^n X_t^2 \end{bmatrix}^{-1} \\ &= \frac{\sigma^2}{n \sum_{t=1}^n X_t^2 - n^2 \bar{X}^2} \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^n X_t^2 & -n\bar{X} \\ -n\bar{X} & n \end{bmatrix} \\ &= \frac{\sigma^2}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \begin{bmatrix} n^{-1} \sum_{t=1}^n X_t^2 & -\bar{X} \\ -\bar{X} & 1 \end{bmatrix}, \end{aligned}$$

d'où

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{\beta}_0) &= \sigma^2 \frac{\sum_{t=1}^n X_t^2}{n \sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \\ &= \sigma^2 \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2 + n\bar{X}^2}{n \sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \end{aligned}$$

et

$$\text{var}(\hat{\beta}_1) = \frac{\sigma^2}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2}.$$

Ceci correspond aux résultats antérieurs.

3.4 Dans les démonstrations qui suivent, trois relations de base seront utilisées :  $\mathbf{e} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$ ,  $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X}\hat{\beta}$  et  $\hat{\beta} = (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{Y}$ .

a) On a

$$\begin{aligned} \mathbf{X}^\top \mathbf{e} &= \mathbf{X}^\top (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \\ &= \mathbf{X}^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\beta}) \\ &= \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} - (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})\hat{\beta} \\ &= \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} - (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} \\ &= \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} - \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} \\ &= \mathbf{0}. \end{aligned}$$

En régression linéaire simple, cela donne

$$\begin{aligned}\mathbf{X}^\top \mathbf{e} &= \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ X_1 & \cdots & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^n e_t \\ \sum_{t=1}^n X_t e_t \end{bmatrix}.\end{aligned}$$

Par conséquent,  $\mathbf{X}^\top \mathbf{e} = \mathbf{0}$  se simplifie en  $\sum_{t=1}^n e_t = 0$  et  $\sum_{t=1}^n X_t e_t = 0$  soit, respectivement, la condition pour que l'estimateur des moindres carrés soit sans biais et la seconde équation normale obtenue à la partie b) de l'exercice 2.1.

b) On a

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{Y}}^\top \mathbf{e} &= (\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})^\top (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top (\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) \hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top (\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} \\ &= 0.\end{aligned}$$

Pour tout modèle de régression cette équation peut aussi s'écrire sous la forme plus conventionnelle  $\sum_{t=1}^n \hat{Y}_t e_t = 0$ . Cela signifie que le produit scalaire entre le vecteur des prévisions et celui des erreurs doit être nul ou, autrement dit, que les vecteurs doivent être orthogonaux. C'est là une condition essentielle pour que l'erreur quadratique moyenne entre les vecteurs  $\mathbf{Y}$  et  $\hat{\mathbf{y}}$  soit minimale. (Pour de plus amples détails sur l'interprétation géométrique du modèle de régression, consulter [?], chapitres 20 et 21.) D'ailleurs, on constate que  $\hat{\mathbf{Y}}^\top \mathbf{e} = \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{e}$  et donc, en supposant sans perte de généralité que  $\hat{\boldsymbol{\beta}} \neq \mathbf{0}$ , que  $\hat{\mathbf{Y}}^\top \mathbf{e} = 0$  et  $\mathbf{X}^\top \mathbf{e} = \mathbf{0}$  sont des conditions en tous points équivalentes.

c) On a

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{y}}^\top \hat{\mathbf{y}} &= (\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})^\top \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top (\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) \hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top (\mathbf{X}^\top \mathbf{X}) (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{Y}.\end{aligned}$$

Cette équation est l'équivalent matriciel de l'identité

$$\begin{aligned}\text{SSR} &= \hat{\beta}_1^2 \sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2 \\ &= \frac{S_{XY}^2}{S_{XX}}\end{aligned}$$

utilisée à plusieurs reprises dans les solutions du chapitre 2. En effet, en régression linéaire

simple,  $\hat{\mathbf{y}}^\top \hat{\mathbf{y}} = \sum_{t=1}^n \hat{Y}_t^2 = \sum_{t=1}^n (\hat{Y} - \bar{Y})^2 + n\bar{Y}^2 = \text{SSR} + n\bar{Y}^2$  et

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{\beta}}^\top \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} &= \hat{\beta}_0 n\bar{Y} + \hat{\beta}_1 \sum_{t=1}^n X_t Y_t \\ &= (\bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X}) n\bar{Y} + \hat{\beta}_1 \sum_{t=1}^n X_t Y_t \\ &= \hat{\beta}_1 \sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y}) + n\bar{Y}^2 \\ &= \frac{S_{XY}^2}{S_{XX}} + n\bar{Y}^2,\end{aligned}$$

d'où  $\text{SSR} = S_{XY}^2 / S_{XX}$ .

- 3.5 a) Premièrement,  $Y_0 = \mathbf{X}_0 \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_0$  avec  $E[\varepsilon_0] = 0$ . Par conséquent,  $E[Y_0] = E[x_0 \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_0] = \mathbf{X}_0 \boldsymbol{\beta}$ . Deuxièmement,  $E[\hat{Y}_0] = E[\mathbf{X}_0 \hat{\boldsymbol{\beta}}] = \mathbf{X}_0 E[\hat{\boldsymbol{\beta}}] = x_0 \boldsymbol{\beta}$  puisque l'estimateur des moindres carrés de  $\boldsymbol{\beta}$  est sans biais. Ceci complète la preuve.
- b) Tout d'abord,  $E[(\hat{Y}_0 - E[Y_0])^2] = \mathbf{V}(\hat{Y}_0) = \text{var}(\hat{Y}_0)$  puisque la matrice de variance-covariance du vecteur aléatoire  $\hat{Y}_0$  ne contient, ici, qu'une seule valeur. Or, par le théorème de la section C.4, la variance est

$$\begin{aligned}\text{var}(\hat{Y}_0) &= \mathbf{V}(\mathbf{X}_0 \hat{\boldsymbol{\beta}}) \\ &= \mathbf{X}_0 \mathbf{V}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) \mathbf{X}_0^\top \\ &= \sigma^2 \mathbf{X}_0 (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0^\top.\end{aligned}$$

Afin de construire un intervalle de confiance pour  $E[Y_0]$ , on ajoute au modèle l'hypothèse  $\varepsilon \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \sigma^2 \mathbf{I})$ . Par linéarité de l'estimateur des moindres carrés, on a alors  $\hat{Y}_0 \sim \mathcal{N}(E[Y_0], \text{var}(\hat{Y}_0))$ . Par conséquent,

$$\Pr \left[ -z_{\alpha/2} \leq \frac{\hat{Y}_0 - E[\hat{Y}_0]}{\sqrt{\text{var}(\hat{Y}_0)}} \leq z_{\alpha/2} \right] = 1 - \alpha$$

d'où un intervalle de confiance de niveau  $1 - \alpha$  pour  $E[Y_0]$  est

$$E[Y_0] \in \hat{Y}_0 \pm z_{\alpha/2} \sigma \sqrt{\mathbf{X}_0 (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0^\top}.$$

Si la variance  $\sigma^2$  est inconnue et estimée par  $s^2$ , alors la distribution normale est remplacée par une distribution de Student avec  $n - p - 1$  degrés de liberté. L'intervalle de confiance devient alors

$$E[Y_0] \in \hat{Y}_0 \pm t_{\alpha/2}(n - p - 1) s \sqrt{\mathbf{X}_0 (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0^\top}.$$

- c) Par le résultat obtenu en a) et en supposant que  $\text{cov}((\varepsilon_0, \varepsilon_t)) = 0$  pour tout  $t = 1, \dots, n$ , on a

$$\begin{aligned}E[(Y_0 - \hat{Y}_0)^2] &= \text{var}(Y_0 - \hat{Y}_0) \\ &= \text{var}(Y_0) + \text{var}(\hat{Y}_0) \\ &= \sigma^2 (1 + \mathbf{X}_0 (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0^\top).\end{aligned}$$

Ainsi, avec l'hypothèse sur le terme d'erreur énoncée en b),  $Y_0 - \hat{Y}_0 \sim \mathcal{N}(0, \text{var}(Y_0 - \hat{Y}_0))$ . En suivant le même cheminement qu'en b), on détermine qu'un intervalle de confiance de niveau  $1 - \alpha$  pour  $Y_0$  est

$$Y_0 \in \hat{Y}_0 \pm z_{\alpha/2} \sigma \sqrt{1 + \mathbf{X}_0(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0^\top}.$$

ou, si la variance  $\sigma^2$  est inconnue et estimée par  $s^2$ ,

$$Y_0 \in \hat{Y}_0 \pm t_{\alpha/2}(n-p-1) s \sqrt{1 + \mathbf{X}_0(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}_0^\top}.$$

**3.6** On a la relation suivante liant la statistique  $F$  et le coefficient de détermination  $R^2$  :

$$F = \frac{R^2}{1-R^2} \frac{n-p-1}{p}$$

La principale inconnue dans le problème est  $n$ , le nombre de données. Or,

$$\begin{aligned} n &= pF \left( \frac{1-R^2}{R^2} \right) + p + 1 \\ &= 3(5,438) \left( \frac{1-0,521}{0,521} \right) + 3 + 1 \\ &= 19. \end{aligned}$$

Soit  $F$  une variable aléatoire dont la distribution est une loi de Fisher avec 3 et  $19 - 3 - 1 = 15$  degrés de liberté, soit la même distribution que la statistique  $F$  du modèle. On obtient la valeur  $p$  du test global de validité du modèle dans un tableau de quantiles de la distribution  $F$  ou avec la fonction `pf` dans R :

$$\Pr[F > 5,438] = 0,0099$$

**3.7 a)** On a

$$\begin{aligned} \hat{\beta} &= (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{Y} \\ &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -6 & 34 & -13 & -13 \\ 2 & -4 & 1 & 1 \\ 0 & -2 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 17 \\ 12 \\ 14 \\ 13 \end{bmatrix} \\ &= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -45 \\ 13 \\ 3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -22,5 \\ 6,5 \\ 1,5 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

b) Avec les résultats de la partie a), on a

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{Y}} &= \mathbf{X} \hat{\beta} = \begin{bmatrix} 17 \\ 12 \\ 13,5 \\ 13,5 \end{bmatrix}, \\ \hat{\epsilon} &= \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0,5 \\ -0,5 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

et  $\bar{Y} = 14$ . Par conséquent,

$$SST = \mathbf{Y}^\top \mathbf{Y} - n\bar{Y}^2 = 14$$

$$SSE = \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}^\top \hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = 0,5$$

$$SSR = SST - SSE = 13,5,$$

d'où le tableau d'analyse de variance est le suivant :

| Source     | SS   | d.l. | MS   | F    |
|------------|------|------|------|------|
| Régression | 13,5 | 2    | 6,75 | 13,5 |
| Erreur     | 0,5  | 1    | 0,5  |      |
| Total      | 14   |      |      |      |

Le coefficient de détermination est

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{SST} = 0,9643.$$

- c) On sait que  $\text{var}(\hat{\beta}_i) = \sigma^2 c_{ii}$ , où  $c_{ii}$  est l'élément en position  $(i+1, i+1)$  de la matrice  $(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1}$ . Or,  $\hat{\sigma}^2 = s^2 = \text{MSE} = 0,5$ , tel que calculé en b). Par conséquent, la statistique  $t$  du test  $H_0 : \beta_1 = 0$  est

$$t = \frac{\hat{\beta}_1}{s\sqrt{c_{11}}} = \frac{6,5}{\sqrt{0,5(\frac{11}{2})}} = 3,920,$$

alors que celle du test  $H_0 : \beta_2 = 0$  est

$$t = \frac{\hat{\beta}_2}{s\sqrt{c_{22}}} = \frac{1,5}{\sqrt{0,5(\frac{3}{2})}} = 1,732.$$

À un niveau de signification de 5 %, la valeur critique de ces tests est  $t_{0,025}(1) = 12,706$ . Dans les deux cas, on ne rejette donc pas  $H_0$ , les variables  $x_1$  et  $x_2$  ne sont pas significatives dans le modèle.

- d) Soit  $\mathbf{X}_0 = [1 \ 3,5 \ 9]$  et  $Y_0$  la valeur de la variable dépendante correspondant à  $\mathbf{X}_0$ . La prévision de  $Y_0$  donnée par le modèle trouvé en a) est

$$\begin{aligned} \hat{Y}_0 &= \mathbf{X}_0 \hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= -22,5 + 6,5(3,5) + 1,5(9) \\ &= 13,75. \end{aligned}$$

D'autre part,

$$\begin{aligned} \widehat{\text{Var}}[Y_0 - \hat{Y}_0] &= s^2(1 + \mathbf{X}_0(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}_0^\top) \\ &= 1,1875. \end{aligned}$$

Par conséquent, un intervalle de confiance à 95 % pour  $Y_0$  est

$$\begin{aligned} E[Y_0] &\in \hat{Y}_0 \pm t_{0,025}(1)s\sqrt{1 + \mathbf{X}_0(\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}_0^\top} \\ &\in 13,75 \pm 12,706\sqrt{1,1875} \\ &\in (-0,096, 27,596). \end{aligned}$$

- 3.8 a) On importe les données dans R, puis on effectue les conversions nécessaires. Comme précédemment, la variable `consommation` contient la consommation des voitures en  $\ell/100$  km et la variable `poids` le poids en kilogrammes. On ajoute la variable `cylindree`, qui contient la cylindrée des voitures en litres.

```
carburant <- read.table("carburant.dat", header = TRUE)
consommation <- 235.1954/carburant$mpg
poids <- carburant$poids * 0.45455 * 1000
cylindree <- carburant$cylindree * 2.54^3/1000
```

- b) La fonction `summary` fournit l'information essentielle pour juger de la validité et de la qualité du modèle :

```
fit <- lm(consommation ~ poids + cylindree)
summary(fit)

##
## Call:
## lm(formula = consommation ~ poids + cylindree)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.8799 -0.5595  0.1577  0.6051  1.7900
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -3.049304    1.098281  -2.776  0.00877 **
## poids        0.012677    0.001512   8.386 6.85e-10 ***
## cylindree    -1.122696    0.333479  -3.367  0.00186 **
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.9156 on 35 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.8927, Adjusted R-squared:  0.8866
## F-statistic: 145.6 on 2 and 35 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Le modèle est donc le suivant :

$$Y_t = -3,049 + 0,01268X_{t1} + -1,123X_{t2} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, 0,9156^2 \mathbf{I})$$

où  $Y_t$  est la consommation en litres aux 100 kilomètres,  $X_{t1}$  le poids en kilogrammes et  $X_{t2}$  la cylindrée en litres. La faible valeur  $p$  du test  $F$  indique une régression globalement très significative. Les tests  $t$  des paramètres individuels indiquent également que les deux variables du modèle sont significatives. Enfin, le  $R^2$  de 0,8927 confirme que l'ajustement du modèle est toujours bon.

- c) On veut calculer un intervalle de confiance pour la consommation prévue d'une voiture de 1350 kg ayant un moteur d'une cylindrée de 1,8 litres. On obtient, avec la fonction `predict` :

```
predict(fit, newdata = data.frame(poids = 1350, cylindree = 1.8),
        interval = "prediction")

##          fit          lwr          upr
## 1 12.04325  9.959855 14.12665
```



**3.9** Il y a plusieurs réponses possibles pour cet exercice. Si l'on cherche, tel que suggéré dans l'énoncé, à distinguer les voitures sport des minifourgonnettes (en supposant que ces dernières ont moins d'accidents que les premières), alors on pourrait s'intéresser, en premier lieu, à la variable `peak.rpm`. Il s'agit du régime moteur maximal, qui est en général beaucoup plus élevé sur les voitures sport. Puisque l'on souhaite expliquer le montant total des sinistres de différents types de voitures, il devient assez naturel de sélectionner également la variable `price`, soit le prix du véhicule. Un véhicule plus luxueux coûte en général plus cher à faire réparer à dommages égaux. Voyons l'effet de l'ajout, pas à pas, de ces deux variables au modèle précédent ne comportant que la variable `horsepower` :

```
autoprice <- read.table("data/auto-price.dat", header = TRUE)
fit1 <- lm(losses ~ horsepower + peak.rpm, data = autoprice)
summary(fit1)

##
## Call:
## lm(formula = losses ~ horsepower + peak.rpm, data = autoprice)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -67.973 -24.074  -6.373  18.049 130.301
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  5.521414   29.967570   0.184  0.854060
## horsepower   0.318477    0.086840   3.667  0.000336 ***
## peak.rpm      0.016639    0.005727   2.905  0.004205 **
## ---
## Signif. codes:
##  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 33.44 on 156 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1314, Adjusted R-squared:  0.1203
## F-statistic: 11.8 on 2 and 156 DF, p-value: 1.692e-05

anova(fit1)

## Analysis of Variance Table
##
## Response: losses
##              Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## horsepower    1  16949 16948.5  15.1573 0.0001463 ***
## peak.rpm       1   9437  9437.0   8.4397 0.0042049 **
## Residuals    156 174435  1118.2
## ---
## Signif. codes:
##  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

La variable `peak.rpm` est significative, mais le  $R^2$  demeure faible. Ajoutons maintenant la variable `price` au modèle :

```

fit2 <- lm(losses ~ horsepower + peak.rpm + price, data = autoprice)
summary(fit2)

##
## Call:
## lm(formula = losses ~ horsepower + peak.rpm + price, data = autoprice)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -66.745 -25.214  -5.867  18.407 130.032
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.6972172  31.3221462  -0.022  0.98227
## horsepower   0.2414922   0.1408272   1.715  0.08838 .
## peak.rpm     0.0181386   0.0061292   2.959  0.00357 **
## price        0.0005179   0.0007451   0.695  0.48803
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 33.49 on 155 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1341, Adjusted R-squared:  0.1173
## F-statistic: 8.001 on 3 and 155 DF,  p-value: 5.42e-05

anova(fit2)

## Analysis of Variance Table
##
## Response: losses
##              Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## horsepower    1  16949  16948.5  15.1071 0.0001502 ***
## peak.rpm       1   9437   9437.0   8.4118 0.0042702 **
## price          1    542    542.1   0.4832 0.4880298
## Residuals    155 173893  1121.9
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Du moins avec les variables `horsepower` et `peak.rpm`, la variable `price` n'est pas significative. D'ailleurs, l'augmentation du  $R^2$  suite à l'ajout de cette variable est minime. À ce stade de l'analyse, il vaudrait sans doute mieux reprendre tout depuis le début avec d'autres variables. Des méthodes de sélection des variables seront étudiées plus avant dans le chapitre.

- 3.10 a) On a  $p = 3$  variables explicatives et, du nombre de degrés de liberté de la statistique  $F$ , on apprend que  $n - p - 1 = 16$ . Par conséquent,  $n = 16 + 3 + 1 = 20$ . Les dimensions des vecteurs et de la matrice de schéma dans la représentation  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$  sont donc :  $n \times 1 = 20 \times 1$  pour les vecteurs  $\mathbf{Y}$  et  $\boldsymbol{\varepsilon}$ ,  $n \times (p + 1) = 20 \times 4$  pour la matrice  $\mathbf{X}$ ,  $(p + 1) \times 1$  pour le vecteur  $\boldsymbol{\beta}$ .
- b) La valeur  $p$  associée à la statistique  $F$  est, à toute fin pratique, nulle. Cela permet de rejeter facilement l'hypothèse nulle selon laquelle la régression n'est pas significative.

- c) On doit se fier ici au résultat du test  $t$  associé à la variable  $x_2$ . Dans les résultats obtenus avec R, on voit que la valeur  $p$  de la statistique  $t$  du paramètre  $\beta_2$  est 0,0916. Cela signifie que jusqu'à un seuil de signification de 9,16 % (ou un niveau de confiance supérieur à 90,84 %), on ne peut rejeter l'hypothèse  $H_0 : \beta_2 = 0$  en faveur de  $H_1 : \beta_2 \neq 0$ . Il s'agit néanmoins d'un cas limite et il est alors du ressort de l'analyste de décider d'inclure ou non le revenu disponible dans le modèle.
- d) Le coefficient de détermination est de  $R^2 = 0,981$ . Cela signifie que le prix de la bière, le revenu disponible et la demande de l'année précédente expliquent plus de 98 % de la variation de la demande en bière. L'ajustement du modèle aux données est donc particulièrement bon. Il est tout à fait possible d'obtenir un  $R^2$  élevé et, simultanément, toutes les statistiques  $t$  non significatives : comme chaque test  $t$  mesure l'impact d'une variable sur la régression étant donné la présence des autres variables, il suffit d'avoir une bonne variable dans un modèle pour obtenir un  $R^2$  élevé et une ou plusieurs autres variables redondantes avec la première pour rendre les tests  $t$  non significatifs.
- 3.11 a) L'information demandée doit évidemment être extraite des deux tableaux d'analyse de variance fournis dans l'énoncé. Il importe, ici, de savoir que le résultat de la fonction `anova` de R est un tableau d'analyse de variance séquentiel, où chaque ligne identifiée par le nom d'une variable correspond au test  $F$  partiel résultant de l'ajout de cette variable au modèle. Ainsi, du premier tableau on obtient les sommes de carrés

$$\begin{aligned} \text{SSR}(X_2) &= 45,59085 \\ \text{SSR}(X_3|X_2) &= 8,76355 \end{aligned}$$

alors que du second tableau on a

$$\begin{aligned} \text{SSR}(X_1) &= 45,59240 \\ \text{SSR}(X_2|X_1) &= 0,01842 \\ \text{SSR}(X_3|X_1, X_2) &= 8,78766, \end{aligned}$$

ainsi que

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \frac{\text{SSE}(X_1, X_2, X_3)}{n - p - 1} \\ &= 0,44844. \end{aligned}$$

- i) Le test d'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$  est le test global de validité du modèle. La statistique  $F$  pour ce test est

$$\begin{aligned} F &= \frac{\text{SSR}(X_1, X_2, X_3)/3}{\text{MSE}} \\ &= \frac{(\text{SSR}(X_1) + \text{SSR}(X_2|X_1) + \text{SSR}(X_3|X_1, X_2))/3}{\text{MSE}} \\ &= \frac{(45,5924 + 0,01842 + 8,78766)/3}{0,44844} \\ &= 40,44. \end{aligned}$$

Puisque la statistique MSE a 21 degrés de liberté, la statistique  $F$  en a 3 et 21.

- ii) Pour tester cette hypothèse, il faut utiliser un test  $F$  partiel. On teste si la variable  $X_1$  est significative dans la régression globale. La statistique du test est alors

$$\begin{aligned}
 F^* &= \frac{SSR(X_1|X_2, X_3)/1}{MSE} \\
 &= \frac{SSR(X_1, X_2, X_3) - SSR(X_2, X_3)}{MSE} \\
 &= \frac{SSR(X_1, X_2, X_3) - SSR(X_2) - SSR(X_3|X_2)}{MSE} \\
 &= \frac{54,39848 - 45,59085 - 8,76355}{0,44844} \\
 &= 0,098,
 \end{aligned}$$

avec 1 et 21 degrés de liberté.

- iii) Cette fois, on teste si les variables  $X_2$  et  $X_3$  (les deux ensemble) sont significatives dans la régression globale. On effectue donc encore un test  $F$  partiel avec la statistique

$$\begin{aligned}
 F^* &= \frac{SSR(X_2, X_3|X_1)/2}{MSE} \\
 &= \frac{(SSR(X_1, X_2, X_3) - SSR(X_1))/2}{MSE} \\
 &= \frac{(54,39848 - 45,5924)/2}{0,44844} \\
 &= 9,819,
 \end{aligned}$$

avec 2 et 21 degrés de liberté.

- b) À la lecture du premier tableau d'analyse de variance que tant les variables  $X_2$  que  $X_3$  sont significatives dans le modèle. Par contre, comme on le voit dans le second tableau, la variable  $X_2$  devient non significative dès lors que la variable  $X_1$  est ajoutée au modèle. (L'impact de la variable  $X_3$  demeure, lui, inchangé.) Cela signifie que les variables  $X_1$  et  $X_2$  sont redondantes et qu'il faut choisir l'une ou l'autre, mais pas les deux. Par conséquent, les choix de modèle possibles sont  $X_1$  et  $X_3$ , ou  $X_2$  et  $X_3$ .

**3.12** La statistique à utiliser pour faire ce test  $F$  partiel est

$$\begin{aligned}
 F^* &= \frac{SSR(X_2, X_3|X_1, X_4)/2}{MSE} \\
 &= \frac{SSR(X_1, X_2, X_3, X_4) - SSR(X_1, X_4)}{2MSE} \\
 &= \frac{SSR - SSR(X_4) - SSR(X_1|X_4)}{2s^2}
 \end{aligned}$$

où  $SSR = SSR(X_1, X_2, X_3, X_4)$ . Or,

$$\begin{aligned}
 R^2 &= \frac{SSR}{SST} \\
 &= \frac{SSR}{SSR + SSE}
 \end{aligned}$$

d'où

$$\begin{aligned}
 SSR &= \frac{R^2}{1 - R^2} \text{SSE} \\
 &= \frac{R^2}{1 - R^2} \text{MSE}(n - p - 1) \\
 &= \frac{0,6903}{1 - 0,6903} (26,41)(506 - 4 - 1) \\
 &= 29492.
 \end{aligned}$$

Par conséquent,

$$\begin{aligned}
 F^* &= \frac{29492 - 2668 - 21348}{(2)(26,41)} \\
 &= 103,67.
 \end{aligned}$$

**3.13** a) Tout d'abord, si  $Z \sim \mathcal{N}(0,1)$  et  $V \sim \chi^2(r)$  alors, par définition,

$$\frac{Z}{\sqrt{V/r}} \sim t(r).$$

Tel que mentionné dans l'énoncé,  $\hat{\beta}_i \sim \mathcal{N}(\beta_i, \sigma^2 c_{ii})$  ou, de manière équivalente,

$$\frac{\hat{\beta}_i - \beta_i}{\sigma \sqrt{c_{ii}}} \sim N(0,1).$$

Par conséquent,

$$\frac{\frac{\hat{\beta}_i - \beta_i}{\sigma \sqrt{c_{ii}}}}{\sqrt{\frac{\text{SSE}}{\sigma^2(n-p-1)}}} = \frac{\hat{\beta}_i - \beta_i}{s \sqrt{c_{ii}}} \sim t(n-p-1).$$

b) En régression linéaire simple,  $c_{11} = 1/\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2 = 1/S_{XX}$  et  $\sigma^2 c_{11} = \text{var}(\hat{\beta}_1)$ . Le résultat général en a) se réduit donc, en régression linéaire simple, au résultat bien connu du test  $t$  sur le paramètre  $\beta_1$

$$\frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{s \sqrt{1/S_{XX}}} \sim t(n-1-1).$$

**3.14** En suivant les indications données dans l'énoncé, on obtient aisément

$$\begin{aligned}
 \frac{d}{d\beta} S(\beta) &= 2 \left( \frac{d}{d\beta} (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta) \right)^\top \mathbf{W}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta) \\
 &= -2\mathbf{X}^\top \mathbf{W}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\beta) \\
 &= -2(\mathbf{X}^\top \mathbf{W}\mathbf{Y} - \mathbf{X}^\top \mathbf{W}\mathbf{X}\beta).
 \end{aligned}$$

Par conséquent, les équations normales à résoudre pour trouver l'estimateur  $\hat{\beta}^*$  minimisant la somme de carrés pondérés  $S(\beta)$  sont  $(\mathbf{X}^\top \mathbf{W}\mathbf{X})\hat{\beta}^* = \mathbf{X}^\top \mathbf{W}\mathbf{Y}$  et l'estimateur des moindres carrés pondérés est

$$\hat{\beta}^* = (\mathbf{X}^\top \mathbf{W}\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{W}\mathbf{Y}.$$

3.15 De manière tout à fait générale, l'estimateur linéaire sans biais à variance minimale dans le modèle de régression linéaire  $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$ ,  $\text{var}(\boldsymbol{\varepsilon}) = \sigma^2 \mathbf{W}^{-1}$  est

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}^* = (\mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{Y}$$

et sa variance est, par le théorème de la section C.4,

$$\begin{aligned} \mathbf{V}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^*) &= (\mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{V}(\mathbf{Y}) \mathbf{W}^\top \mathbf{X} (\mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \\ &= \sigma^2 (\mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{W} \mathbf{X} (\mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \\ &= \sigma^2 (\mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{X})^{-1} \end{aligned}$$

puisque les matrices  $\mathbf{W}$  et  $\mathbf{X}^\top \mathbf{W} \mathbf{X}$  sont symétriques. Dans le cas de la régression linéaire simple passant par l'origine et en supposant que  $\mathbf{W} = \text{diag}(w_1, \dots, w_n)$ , ces formules se réduisent en

$$\hat{\beta}^* = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n w_i x_i^2}$$

et

$$\text{var}(\hat{\beta}^*) = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n w_i x_i^2}.$$

a) Cas déjà traité à l'exercice 2.3 où  $\mathbf{W} = \mathbf{I}$  et, donc,

$$\hat{\beta}^* = \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

et

$$\text{var}(\hat{\beta}^*) = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n w_i x_i^2}.$$

b) Cas général traité ci-dessus.

c) Si  $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 x_i$ , alors  $w_i = x_i^{-1}$ . Le cas général se simplifie donc en

$$\begin{aligned} \hat{\beta}^* &= \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i} \\ &= \frac{\bar{Y}}{\bar{X}}, \\ \text{var}(\hat{\beta}^*) &= \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n x_i} \\ &= \frac{\sigma^2}{n \bar{X}}. \end{aligned}$$

d) Si  $\text{var}(\varepsilon_i) = \sigma^2 x_i^2$ , alors  $w_i = x_i^{-2}$ . On a donc

$$\begin{aligned} \hat{\beta}^* &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Y_i}{x_i} \\ \text{var}(\hat{\beta}^*) &= \frac{\sigma^2}{n}. \end{aligned}$$

```
plot(Y ~ X, data = donnees)
```

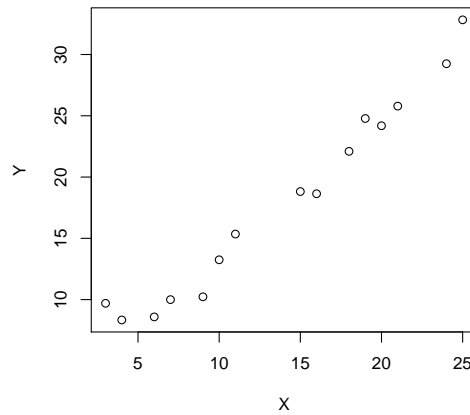


FIG. D.16 – Graphique des données de l'exercice 3.16

**3.16** Le graphique des valeurs de  $Y$  en fonction de celles de  $X$ , à la figure D.16, montre clairement une relation quadratique. On postule donc le modèle

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \beta_2 X_t^2 + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2).$$

Par la suite, on peut estimer les paramètres de ce modèle avec la fonction `lm` de R :

```
fit <- lm(Y ~ poly(X, 2), data = donnees)
summary(fit)

##
## Call:
## lm(formula = Y ~ poly(X, 2), data = donnees)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -1.9123 -0.6150 -0.1905  0.6367  1.6921
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   18.1240     0.3025   59.91 3.10e-16 ***
## poly(X, 2)1   29.6754     1.1717   25.33 8.72e-12 ***
## poly(X, 2)2    4.0899     1.1717    3.49 0.00446 **
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.172 on 12 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.982, Adjusted R-squared:  0.979
## F-statistic: 326.8 on 2 and 12 DF, p-value: 3.434e-11
```

```
plot(Y ~ X, data = donnees)
x <- seq(min(donnees$X), max(donnees$X), length = 200)
lines(x, predict(fit, data.frame(X = x), lwd = 2))
```

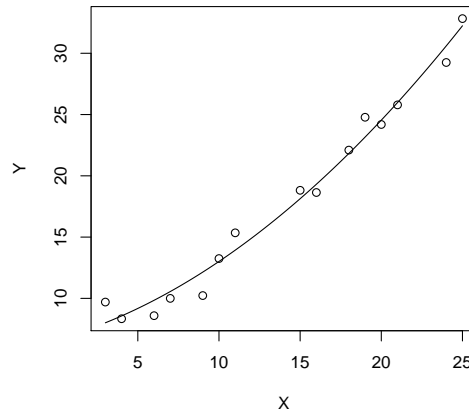


FIG. D.17 – Graphique des données de l'exercice 3.16 et courbe obtenue par régression

```
anova(fit)

## Analysis of Variance Table
##
## Response: Y
##          Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## poly(X, 2)  2 897.36   448.68   326.79 3.434e-11 ***
## Residuals 12  16.48     1.37
## ---
## Signif. codes:
## 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Tant le test  $F$  global que les tests  $t$  individuels sont concluants, le coefficient de détermination est élevé et l'on peut constater à la figure D.17 que l'ajustement du modèle est bon. On conclut donc qu'un modèle adéquat pour cet ensemble de données est

$$Y_t = 18,12 + 29,68X_t + 4,09X_t^2 + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, 1,373).$$

**3.17** Comme on peut le constater à la figure D.18, le point  $(X_{16}, Y_{16})$  est plus éloigné des autres. En b) et c), on diminue son poids dans la régression.

a) On calcule d'abord l'estimateur des moindres carrés ordinaires :

```
(fit1 <- lm(Y ~ X, data = donnees))

##
## Call:
## lm(formula = Y ~ X, data = donnees)
```



```
plot(Y ~ X, data = donnees)
points(donnees$X[16], donnees$Y[16], pch = 16)
```

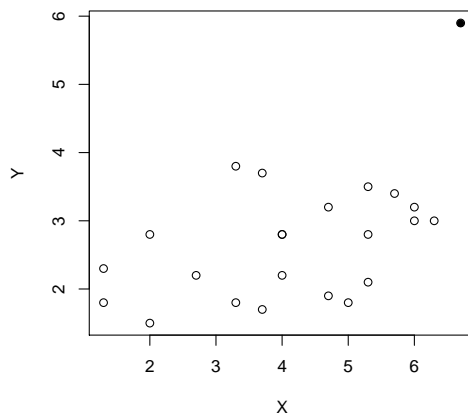


FIG. D.18 – Graphique des données de l'exercice 3.17. Le cercle plein représente la donnée  $(X_{16}, Y_{16})$ .

```
##
## Coefficients:
## (Intercept)      X
##      1.4256      0.3158
```

- b) Si l'on suppose que la variance de la données  $(X_{16}, Y_{16})$  est quatre fois plus élevée que la variance des autres données, alors il convient d'accorder un point quatre fois moins grand à cette donnée dans la régression. Cela requiert les moindres carrés pondérés. Pour calculer les estimateurs avec `lm` dans R, on utilise l'argument `weights` :

```
w <- rep(1, nrow(donnees))
w[16] <- 0.25
(fit2 <- update(fit1, weights = w))

##
## Call:
## lm(formula = Y ~ X, data = donnees, weights = w)
##
## Coefficients:
## (Intercept)      X
##      1.7213      0.2243
```

- c) On répète la procédure en b) avec un poids de encore plus petit pour la donnée  $(X_{16}, Y_{16})$  :

```
w[16] <- 0.0625
(fit3 <- update(fit1, weights = w))

##
```

```
plot(Y ~ X, data = donnees)
points(donnees$X[16], donnees$Y[16], pch = 16)
abline(fit1, lwd = 2, lty = 1)
abline(fit2, lwd = 2, lty = 2)
abline(fit3, lwd = 2, lty = 3)
legend(1.2, 6, legend = c("Modèle a)", "Modèle b)", "Modèle c"),
      lwd = 2, lty = 1:3)
```

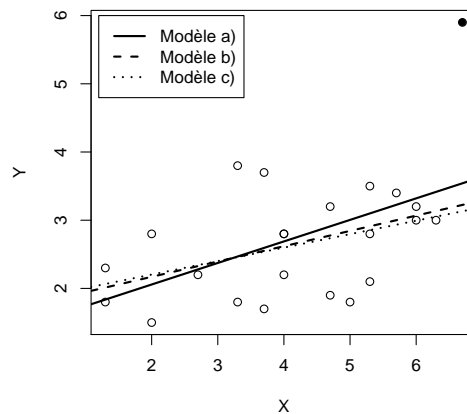


FIG. D.19 – Graphique des données de l'exercice 3.17 avec les droites de régression obtenues à l'aide des moindres carrés pondérés.

```
## Call:
## lm(formula = Y ~ X, data = donnees, weights = w)
##
## Coefficients:
## (Intercept)          X
##      1.8080      0.1975
```

Plus le poids accordé à la donnée  $(X_{16}, Y_{16})$  est faible, moins la droite de régression est attirée vers ce point (voir la figure D.19).

3.18 a) Voir la figure D.20 pour le graphique. Il y a effectivement une différence entre la consommation de carburant des hommes et des femmes : ces dernières font plus de milles avec un gallon d'essence.

b) Remarquer que la variable `sexe` est un facteur et peut être utilisée telle quelle dans `lm` :

```
(fit <- lm(mpg ~ age + sexe, data = donnees))

##
## Call:
## lm(formula = mpg ~ age + sexe, data = donnees)
##
## Coefficients:
## (Intercept)      age      sexeM
##      16.687      -1.040      -1.206
```

```
hommes <- subset(donnees, sexe == "M")
femmes <- subset(donnees, sexe == "F")
plot(mpg ~ age, data = hommes,
      xlim = range(donnees$age), ylim = range(donnees$mpg))
points(mpg ~ age, data = femmes, pch = 16)
legend(4, 16, legend = c("Hommes", "Femmes"), pch = c(1, 16))
```

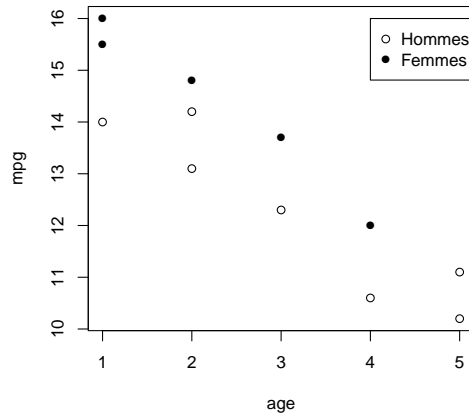


FIG. D.20 – Graphique des données de l'exercice 3.18

c) Calcul d'une prévision pour la valeur moyenne de la variable `mpg` :

```
predict(fit, newdata = data.frame(age = 4, sexe = "F"),
        interval = "confidence", level = 0.90)

##      fit      lwr      upr
## 1 12.52876 11.94584 13.11168
```

3.19 a) Le postulat de normalité semble violé.

La distribution des résidus a une queue inférieure plus épaisse que la loi normale, ce que l'on voit à gauche du Q-Q plot, puisque les points ne sont pas alignés.

Le postulat de normalité n'est pas critique, parce que les estimateurs des moindres carrés ont un sens quand même. Toutefois, les tests d'hypothèses et les intervalles de confiance ne sont pas valides.

b) Le graphique des résidus en fonction de  $x_2$  montre que le postulat de linéarité semble violé. Cela implique que le modèle n'est pas valide.

On observe de l'hétéroscédasticité (par exemple, dans les graphiques 1, 3 ou 4) puisque les résidus ne semblent pas avoir une variance constante.

Cela signifie que les variances des paramètres ne sont pas calculées de façon appropriée OU il faudrait effectuer une transformation sur les variables pour régler ces problèmes.

3.20 On pourrait croire qu'un point sur 20, ça ne change rien, mais ce n'est pas le cas ! Le point 1 a un impact sur la pente et la qualité de l'ajustement. Le point 2 a un grand levier mais n'affecte pas beaucoup les estimations, le point 3 a un grand levier et un gros impact.

```
dat <- read.csv("OutlierExample.csv")
```

```
dim(dat)

summary(dat)

library(ggplot2)

ggplot(dat, aes(x= X, y= Y, label=CODES))+
  geom_point() +
  geom_text(aes(label=ifelse(CODES>0, CODES, ' '), hjust=0, vjust=0))

fit0 <- lm(Y~X, dat, subset=(CODES==0))
summary(fit0)
plot(dat[,1:2], pch=16)
points(dat[match(1:3, dat$CODES), 1:2], col=2:4, pch=16:18, cex=1.2)
abline(fit0)

fit1 <- lm(Y~X, dat, subset=(CODES<=1))
summary(fit1)
abline(fit1, col=2, lty=2)

fit2 <- lm(Y~X, dat, subset=(CODES%in%c(0,2)))
summary(fit2)
abline(fit2, col=3, lty=3)

fit3 <- lm(Y~X, dat, subset=(CODES%in%c(0,3)))
summary(fit3)
abline(fit3, col=4, lty=4)

influence.measures(fit0)
influence.measures(fit1)
influence.measures(fit2)
influence.measures(fit3)
```



