### La méthode des moindres carrés ordinaires : Économétrie : La régression linéaire simple.

Alexis VIALATTE

April 12, 2021

#### Sommaire

1 Introduction à la régression linéaire simple

2 Formalisation de la régression linéaire simple

### Sujet

Énoncé : En Mondelēzie, dans une école de tricotage de rien ou tricotage de R en langage jeune, l'enseignant M. Favard a demandé à ses étudiants de ne pas comsommer de chocolat de la région de la Côte d'Or pour ne pas attraper la maladie de Pacques et risquer de ne pas pouvoir assister à l'examen. A-t-il raison ? Est-ce que la consommation de chocolat de la région de la Côte d'Or augmente le risque d'attraper la maladie de Pacques ? Pour répondre à ces questions, nous disposons la base de données suivante concernant 10 étudiants de Lécot :

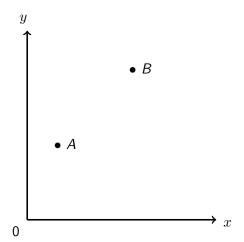
	i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
:	$x_i$	2	4	6	8	10	2	4	6	8	10
	$y_i$	2.5	6	7.5	10	2.5	1.5	4	4.5	6	9.5

Table: Base de données lecot

### Sujet

La base de données contient 10 individus notés i où  $x_i$  correspond au nombre de tablettes de chocolat consommées par le ième individus et  $y_i$  correspond au nombre de jours de sommeil causé par la maladie de Pacques pour le ième individus A priori,  $x_i$  est la variable explicative et  $y_i$  est la variable expliquée.

### L'estimation sous la forme d'une droite



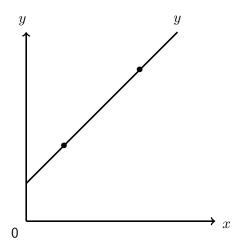
### L'estimation sous la forme d'une droite

L'équation d'une droite affine est donnée par y=ax+b où a est la pente de la droite y et b est l'ordonnée à l'origine, c'est à dire quand x=0, de la droite y.

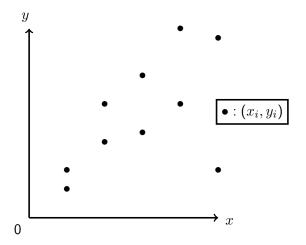
$$\begin{cases} A: & 2=a+b \\ B: & 4=3a+b \end{cases} \iff \begin{cases} A: & a=1 \\ B: & b=1 \end{cases}$$

$$y=x+1 \tag{1}$$

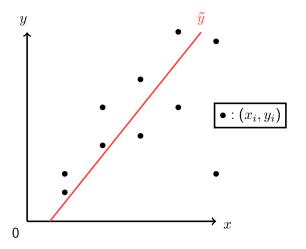
#### L'estimation sous la forme d'une droite



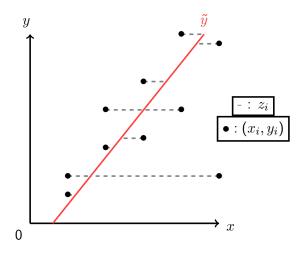
#### La base de données



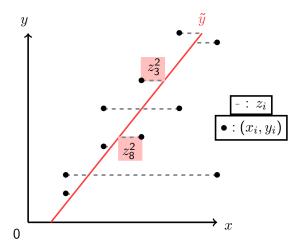
# La droite supposée $\tilde{y}$



# Les erreurs de la droite supposée $\tilde{y}$



# Les erreurs au carré de la droite supposée $\tilde{y}$



### La méthode des moindres carrés ordinaires

L'équation de la régression linéaire simple est donc  $y_i = \alpha + \beta x_i + z_i$  donc l'équation de l'erreur est  $z_i = y_i - \alpha - \beta x_i$ .

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\alpha} = ? \\ \hat{\beta} = ? \end{array} \right.$$

### La méthode des moindres carrés ordinaires

Nous appliquons la méthode des **MCO** et nous calculons les dérivés de premier ordre en fonction de  $\alpha$  et de  $\beta$  :

$$\operatorname{Min}\left(\sum_{i=1}^{I} z_{i}^{2}\right) = \operatorname{Min}\left[\sum_{i=1}^{I} \left(y_{i} - \alpha - \beta x_{i}\right)^{2}\right] \qquad (2)$$

$$\begin{cases}
\frac{\partial \mathsf{MCO}}{\partial \alpha} = 2\sum_{i=1}^{I} \left(y_{i} - \alpha - \beta x_{i}\right) \\
\frac{\partial \mathsf{MCO}}{\partial \beta} = 2\sum_{i=1}^{I} x_{i} \left(y_{i} - \bar{y} + \beta \bar{x} - \beta x_{i}\right)
\end{cases}
\Leftrightarrow
\begin{cases}
\frac{\partial \mathsf{MCO}}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^{I} y_{i} - \alpha \sum_{i=1}^{I} - \beta \sum_{i=1}^{I} x_{i} \\
\frac{\partial \mathsf{MCO}}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^{I} x_{i} y_{i} - \bar{y} \sum_{i=1}^{I} x_{i} + \beta \bar{x} \sum_{i=1}^{I} x_{i} - \beta \sum_{i=1}^{I} x_{i}^{2}
\end{cases}$$

$$\left(\sum_{i=1}^{I} \sum_{j=1}^{I} x_{i} - \beta \sum_{j=1}^{I} x_{j}^{2} - \beta \sum_{j=1}^{$$

$$\begin{cases} & \frac{\alpha \sum\limits_{i=1}^{I} \sum\limits_{j=1}^{I} y_{i} - \beta \sum\limits_{i=1}^{I} x_{i}}{I} \\ & \frac{\beta \left(\sum\limits_{i=1}^{I} x_{i}^{2} - \bar{x} \sum\limits_{i=1}^{I} x_{i}\right)}{I} = \sum\limits_{i=1}^{I} x_{i} y_{i} - \bar{y} \sum\limits_{i=1}^{I} x_{i} \end{cases} \iff \begin{cases} & \hat{\alpha} = \frac{1}{I} \sum\limits_{i=1}^{I} y_{i} - \hat{\beta} \frac{1}{I} \sum\limits_{i=1}^{I} x_{i} \\ & \hat{\beta} = \frac{\frac{1}{I} \sum\limits_{i=1}^{I} (x_{i} y_{i} - \bar{y} \bar{x})}{\frac{1}{I} \sum\limits_{i=1}^{I} (x_{i} - \bar{x})^{2}} \end{cases}$$

### La méthode des moindres carrés ordinaires

Nous savons que 
$$\bar{y} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^{I} y_i$$
,  $\bar{x} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^{I} x_i$ ,  $Cov(x,y) = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^{I} (x_i y_i - \bar{y}\bar{x})$  et  $Var(x) = \sum_{i=1}^{I} (x_i - \bar{x})^2$  donc nous avons : 
$$\begin{cases} \hat{\alpha} = \bar{y} - \left(\frac{Cov(x,y)}{Var(x)}\right)\bar{x} \\ \hat{\beta} = \frac{Cov(x,y)}{Var(x)} \end{cases}$$
 (3)

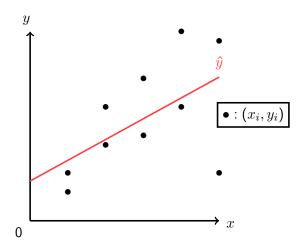
#### Calculs

$$\bar{x}=$$
 3,  $\bar{y}=$  2.7,  $\mathit{Var}(x)=$  2.22 et  $\mathit{Cov}(x,y)=$  1.22 donc  $\beta=$  0.55 et  $\alpha=$  1.05.

Les calculs ont été effectués sur R.

$$y_i = 1.05 + 0.55x_i + z_i \tag{4}$$

# La droite $\hat{y}$



### Alors?

Conclusion : A priori, M. Favard a raison.

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	$\sum_{i=1}^{I} z_i^2$
$z_i$	-0.35	0.85	1.05	1.75	-2.55	-0.85	-0.15	-0.45	-0.25	0.95	13.43

Table: Résidus de la droite  $\hat{y}$ 

Néanmoins, pour effectuer une régression linéaire décemment, il faudrait tester plusieurs hypothèses :

- Tester l'hypothèse nulle de la constante du modèle (Student),
- Tester l'hypothèse nulle du coefficient du modèle (Student),
- Tester l'hypothèse significative du modèle (Fisher),
- Calculer le  $R^2$  et le  $R^2_{ADJ}$  et les analyser,
- Analyser les résidus et la somme des résidus au carré :
  - Tester la linéarité et l'autocorrélation (Durbin-Watson),
  - Tester la normalité (Shapiro-Wilk),
  - Tester l'homoscédasticité des variances (Harisson-McCabe)...