

## Modèle de régression multiple

Cadre pratique On pense qu'une quantité  $X$  dépend de manière affine par rapport à  $p-1$  quantités  $Y_i$ . On mesure donc  $n$  fois la valeur de la qte  $X$  et les valeurs des qte  $Y_i$  associées.

21.1 Modèle  $\tilde{X} = [\mathbb{1} \ Y_1 \ \dots \ Y_{p-1}] \Theta$  où  $\forall i \in \{1, \dots, p\} Y_i \in \mathbb{R}^n$  et  $\Theta = (\theta_i)_{i \in \{1, \dots, p\}} \in \mathbb{R}^p$

21.2 Régularité  $\tilde{X} = [\mathbb{1} \ Y_1 \ \dots \ Y_{p-1}] \Theta$  est un modèle régulier  $\Leftrightarrow (1, Y_1, \dots, Y_{p-1})$  est une famille libre.

Cas de la régression double  $\approx$  plan de régression

21.3 Modèle  $\tilde{X} = [\mathbb{1} \ Z_1 \ Z_2] \Theta$  où  $(Z_1, Z_2) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$  et  $\Theta \in \mathbb{R}^3$

21.4 Régularité  $\tilde{X} = [\mathbb{1} \ Z_1 \ Z_2] \Theta$  est régulier  $\Leftrightarrow \begin{cases} \text{Var}(Z_1) > 0 \\ \text{Var}(Z_2) > 0 \\ \cos(Z_1, Z_2)^2 \leq \text{Var}(Z_1) \text{Var}(Z_2) \end{cases}$

Si le modèle est régulier alors  $(1, Z_1)$  et  $(1, Z_2)$  sont libres donc d'après

21.2  $\text{Var}(Z_1) > 0$  et  $\text{Var}(Z_2) > 0$ . Ici étant donné on peut utiliser  $\textcircled{1}$  et

$(1, Z_1, Z_2)$  est libre  $\Rightarrow \forall (a, b, c) \neq (0, 0, 0) \quad aZ_1 + bZ_2 \neq c\mathbb{1} \Rightarrow |p(Z_1, Z_2)| \neq 1$

soit  $|p(Z_1, Z_2)|^2 < 1$  donc  $c(Z_1, Z_2)^2 < \text{var}(Z_1) \text{var}(Z_2)$ .

- Réciproquement si  $\text{Var}(Z_1) > 0, \text{Var}(Z_2) > 0$  et  $\cos(Z_1, Z_2)^2 \leq \text{Var}(Z_1) \text{Var}(Z_2)$

on a toutes les hypothèses pour utiliser la négation de  $\textcircled{1}$  et alors

$\forall (a, b, c) \neq (0, 0, 0) \quad aZ_1 + bZ_2 \neq c\mathbb{1}$  soit  $(Z_1, Z_2, \mathbb{1})$  de rg 3 et modèle rég.

21.5 Moindres-carrés La solution au problème des moindres carrés pour ce modèle est

donnée par  $\hat{\Theta} = \begin{pmatrix} \hat{a}_0 \\ \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \end{pmatrix}$  où

soit  $\hat{X} = \hat{a}_0 \mathbb{1} + \hat{a}_1 Z_1 + \hat{a}_2 Z_2$

$\hat{a}_0 = m(X) - \hat{a}_1 m(Z_1) - \hat{a}_2 m(Z_2)$

$\hat{a}_1 = \frac{c(Z_2, Z_2) c(Z_1, X) - c(Z_1, Z_2) c(Z_2, X)}{v(Z_1) v(Z_2) - c(Z_1, Z_2)^2}$

$\hat{a}_2 = \frac{c(Z_1, Z_1) c(Z_2, X) - c(Z_1, Z_2) c(Z_1, X)}{v(Z_1) v(Z_2) - c(Z_1, Z_2)^2}$

notons  $\theta = \begin{pmatrix} a_0 \\ a_1 \\ a_2 \end{pmatrix}$ .

$$\|X - \tilde{X}\|^2 = \|(P_{\mathbb{1}}^{\perp}(X - \bar{X}) + (I_n - P_{\mathbb{1}}^{\perp})(X - \bar{X}))\|^2 = \underbrace{\|P_{\mathbb{1}}^{\perp}(X - \bar{X})\|^2}_A + \underbrace{\|(I_n - P_{\mathbb{1}}^{\perp})(X - \bar{X})\|^2}_B \quad (\text{Pythagore})$$

$$B = \|X - \tilde{X} - P_{\mathbb{1}}^{\perp}(X) + P_{\mathbb{1}}^{\perp}(X)\|^2 = \|X - \bar{X} - \bar{X}\mathbb{1} + \bar{X}\mathbb{1}\|^2 = \|(X - \bar{X}\mathbb{1}) + (\tilde{X} - \bar{X}\mathbb{1})\|^2$$

$$\text{or } \tilde{X} - \bar{X}\mathbb{1} = a_0\mathbb{1} + a_1 Z_1 + a_2 Z_2 - (a_0 + a_1 m(Z_1) + a_2 m(Z_2))\mathbb{1} = a_1(Z_1 - m(Z_1)\mathbb{1}) + a_2(Z_2 - m(Z_2)\mathbb{1})$$

On centre le problème en posant  $\cdot Z_1 = Z_1 - m(Z_1)\mathbb{1}$   $\cdot Z_2 = Z_2 - m(Z_2)\mathbb{1}$

$$\cdot X = X - m(X)\mathbb{1} \quad \cdot A = \begin{bmatrix} Z_1 & Z_2 \end{bmatrix} \quad \cdot \tilde{X} = A \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix}$$

$$\text{Ainsi } B = \|X - \tilde{X}\|^2 \text{ car } \tilde{X} - \bar{X} = a_1 Z_1 + a_2 Z_2 = A \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \end{bmatrix} = \tilde{X}$$

Donc minimiser  $B$  revient à résoudre un pb de moindres carrés plus simple, on a éliminé une dimension en s'affranchissant de la composante constante  $a_0$ .

Pour minimiser  $\|X - \tilde{X}\|^2 = A + B$  on peut minimiser d'une part  $B$  ce qui fixera  $a_1$  et  $a_2$ , et minimiser  $A$  d'autre part, ce qui donne  $a_0$ .

$A$  est de rg 2 en effet si  $(\alpha, \beta) \in \mathbb{R}^2 \setminus (0,0)$   $\alpha Z_1 + \beta Z_2 = \alpha(Z_1 - m(Z_1)\mathbb{1}) + \beta(Z_2 - m(Z_2)\mathbb{1}) \neq 0$  car  $(Z_1, Z_2, \mathbb{1})$  est libre (dc  $\mathbb{1}$  valant 0 que si ts les coefs sont nuls)

Donc d'après 23.3  $\begin{bmatrix} \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \end{bmatrix} = (A'A)^{-1} A'X$ .

$$A'A = \begin{bmatrix} Z_1'Z_1 & Z_1'Z_2 \\ Z_1'Z_2 & Z_2'Z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (Z_1 - \bar{Z}_1\mathbb{1})'(Z_1 - \bar{Z}_1\mathbb{1}) & (Z_2 - \bar{Z}_2\mathbb{1})'(Z_1 - \bar{Z}_1\mathbb{1}) \\ (Z_1 - \bar{Z}_1\mathbb{1})'(Z_2 - \bar{Z}_2\mathbb{1}) & (Z_2 - \bar{Z}_2\mathbb{1})'(Z_2 - \bar{Z}_2\mathbb{1}) \end{bmatrix} = m \begin{bmatrix} r_0(Z_1) & c_0(Z_1, Z_2) \\ c_0(Z_1, Z_2) & r_0(Z_2) \end{bmatrix}$$

donc  $(A'A)^{-1} = \frac{1}{m^2(r_0(Z_1)r_0(Z_2) - c_0(Z_1, Z_2)^2)} \times m \begin{bmatrix} r_0(Z_2) & -c_0(Z_1, Z_2) \\ -c_0(Z_1, Z_2) & r_0(Z_1) \end{bmatrix}$

et  $A'X = \begin{bmatrix} Z_1'X \\ Z_2'X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (Z_1 - \bar{Z}_1\mathbb{1})'(X - \bar{X}\mathbb{1}) \\ (Z_2 - \bar{Z}_2\mathbb{1})'(X - \bar{X}\mathbb{1}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m \cos(Z_1, X) \\ m \cos(Z_2, X) \end{bmatrix}$

donc  $\begin{bmatrix} \hat{a}_1 \\ \hat{a}_2 \end{bmatrix} = (A'A)^{-1} A'X = \frac{m}{m^2(r_0(Z_1)r_0(Z_2) - c_0(Z_1, Z_2)^2)} \begin{bmatrix} r_0(Z_2) c_0(Z_1, X) - c_0(Z_1, Z_2) c_0(Z_2, X) \\ -c_0(Z_1, Z_2) c_0(Z_1, X) + r_0(Z_1) c_0(Z_2, X) \end{bmatrix}$

$A = \|m(X - \tilde{X})\mathbb{1}\|^2 = |\bar{X} - \bar{X}|^2 \|\mathbb{1}\|^2 = m^2 |\bar{X} - (a_0\mathbb{1} + a_1\bar{Z}_1 + a_2\bar{Z}_2)|^2$

donc  $A$  est minimal pour  $a_0 + a_1\bar{Z}_1 + a_2\bar{Z}_2 = \bar{X}$  d'où  $\hat{a}_0 = \bar{X} - \hat{a}_1\bar{Z}_1 - \hat{a}_2\bar{Z}_2$

Remarque En considérant le nuage de points de l'espace  $(Z_{1,i}, Z_{2,i}, X_i)$  et le plan de régression associé au modèle  $\mathcal{P} = \{z = \hat{a}_1 x + \hat{a}_2 y + \hat{a}_0\}$ , on a  $G = \text{ban}(\{Z_{1,i}, Z_{2,i}, X_i\}) \in \mathcal{P}$ .

En effet  $G = (\bar{Z}_1, \bar{Z}_2, \bar{X})$  donc  $\hat{a}_1 x_0 + \hat{a}_2 y_0 + \hat{a}_0 = \hat{a}_1 \bar{Z}_1 + \hat{a}_2 \bar{Z}_2 + \hat{a}_0 = \bar{X} = z_G$  d'où  $G \in \mathcal{P}$ .

