

## MÉTHODE DES MOINDRES CARRÉS ORDINAIRES (H3, J1)

(19 / 12 / 2019, © Monfort, Dicostat2005, 2005-2019)

La **méthode des moindres carrés ordinaires** (mco) est une **méthode des moindres carrés** très utilisée pour estimer les paramètres d'une **régression** (cf **régression linéaire**, **régression non linéaire**) dont la **perturbation aléatoire** est homoscédastique (cf **homoscédasticité**) et intervient sous forme additive (cf **additivité**). Cette méthode peut s'adapter à divers **contextes statistiques**.

Elle consiste à minimiser la **distance** (ou la **norme**) euclidienne entre une **variable endogène**  $y$  et la partie certaine (**espérance conditionnelle**)  $z$  de la régression, laquelle est astreinte à parcourir une partie spécifiée de l'**espace d'observation**. Autrement dit, elle minimise la norme euclidienne de la perturbation du modèle (cf aussi **méthode de moindre norme**).

Il s'agit d'un cas particulier du **théorème de la projection orthogonale** dans un **espace de HILBERT**.

(i) On considère un **modèle de régression** à perturbation additive, exprimé dans l'**espace des variables**  $\mathbf{R}^K \times \mathbf{R}$  ( $K$  exogènes,  $G = 1$  endogène) :

$$(1) \quad \eta = \zeta + \varepsilon, \quad \text{avec } E \varepsilon = 0, \quad V \varepsilon = \sigma^2,$$

et « observé » dans l'**espace des observations** selon :

$$(2) \quad y = z + u, \quad \text{avec } E u = 0, \quad V u = \sigma^2 \cdot I_N,$$

où l'espace ambiant des observations  $y$  est  $\mathbf{R}^N$ .

La **méthode des moindres carrés ordinaires** (mco), ou **méthode de C.F. GAUSS - A.A. MARKOV**, consiste à minimiser  $q(z) = \|y - z\|^2 = (y - z)'(y - z)$  (ie à minimiser  $\|u\|^2$ ) pr à  $z \in \mathcal{V}$  (sous-**espace vectoriel** de  $\mathbf{R}^N$ ).

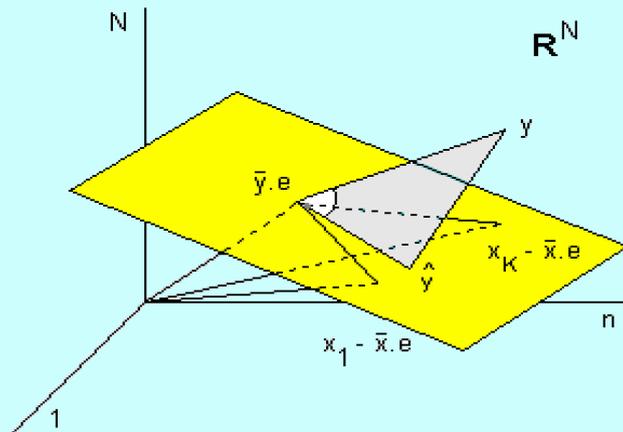
L'interprétation graphique de la méthode peut s'effectuer dans l'**espace des variables** (qui correspond à une « loi scientifique »), mais le plus souvent dans l'**espace des observations**.

La solution ainsi obtenue est appelée **solution des moindres carrés ordinaires** du problème d'optimisation précédent. On la note généralement  $\hat{z}$ .

(ii) Si le modèle est linéaire,  $z = X b$  est l'équation, paramétrée par  $b \in \mathbf{R}^K$ , de la variété linéaire  $\mathcal{V}$  (de dimension  $K$  dans  $\mathbf{R}^N$ ). La méthode revient à minimiser pr à  $b$  la **forme quadratique** non homogène (cf représentation graphique ci-dessous) :

$$(3) \quad q(b) = \|y - X b\|^2 = (y - X b)'(y - X b).$$

méthode des moindres carrés ordinaires  
(espace des observations)



Cette méthode s'associe à l'hypothèse (stochastique) du second ordre selon laquelle il y a **homoscédasticité** de la perturbation  $u$ , ie :

$$(4) \quad V u = \sigma^2 \cdot I_N \quad (\text{matrice scalaire}),$$

Elle équivaut à minimiser pr à  $b \in \mathbf{R}^K$  la forme quadratique (3) exprimée dans la **métrique** définie par  $\Sigma = V u = \sigma^2 \cdot I_N$ , soit formellement :

$$(5) \quad q_\sigma(b) = \|y - X b\|_q^2 = (y - X b)' (\sigma^{-2} I_N^{-1}) (y - X b).$$

Il s'agit donc d'un cas particulier de la **méthode des moindres carrés généralisés**.

On appelle **estimateur des moindres carrés ordinaires linéaire**, ou **estimateur de C.F. GAUSS - A.A. MARKOV linéaire**, de  $b$  la solution du problème d'optimisation précédent, notée  $\hat{b}$  (ou encore  $\beta$ ).

(iii) Si le modèle de régression est non linéaire, alors (dans l'espace des variables)  $\eta = f(\xi, b) + \varepsilon$ , avec  $E \varepsilon = 0$ ,  $V \varepsilon = \sigma^2$ . Dans l'espace  $\mathbf{R}^N$  des observations, l'écriture est la suivante  $z = F(b) + u$ . Par suite,  $z = F(b)$  est l'équation, paramétrée par  $b \in \mathbf{R}^Q$ , de la sous-variété (hyper-surface)  $\mathcal{V}$  de  $\mathbf{R}^N$  (parfois notée  $\mathcal{V}_F$ ). Cette variété est généralement supposée être localement de dimension  $Q$ , ie  $\text{rg } D F(b) = Q$  dans un voisinage de la **vraie valeur**  $b^*$  de  $b$ .

La **méthode des moindres carrés ordinaires non linéaire**, ou **méthode de C.F. GAUSS - A.A. MARKOV non linéaire**, consiste alors à minimiser pr à  $b$  la fonction :

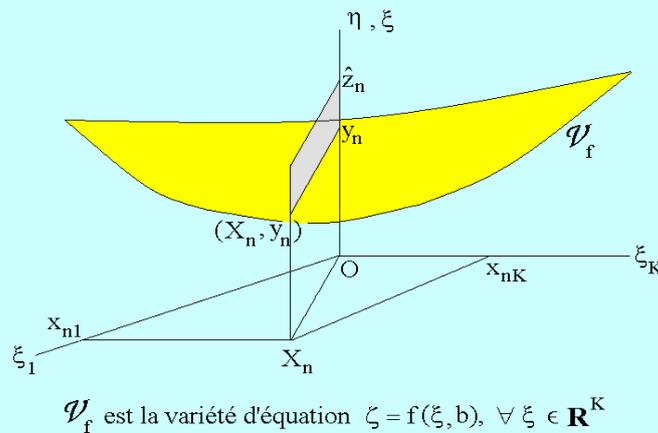
$$(6) \quad q(b) = \|y - F(b)\|_q^2 = (y - F(b))' (y - F(b)),$$

ce qui revient encore à supposer (4) et à minimiser pr à  $b$  la fonction (cf graphiques ci-après) :

$$(7) \quad q_\sigma(b) = \|y - F(b)\|_q^2 = (y - F(b))' (\sigma^{-2} I_N^{-1}) (y - F(b)).$$

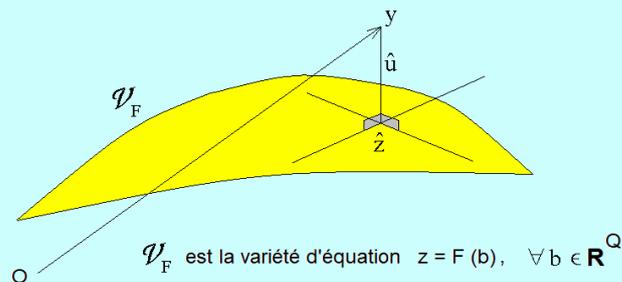
**Géométrie de la méthode des mco dans l'espace des variables**

interprétation géométrique de la méthode des moindres carrés ordinaires  
 espace des variables  $\mathbf{R}^{K+1}$



### Géométrie de la méthode des mco dans l'espace des observations

interprétation géométrique de la méthode des moindres carrés ordinaires  
 espace des observations  $\mathbf{R}^N$



Il s'agit encore d'un cas particulier de la **méthode des mco** non linéaire.

Le minimum obtenu :

$$(8) \quad q(\hat{b}) = \|y - F(\hat{b})\|^2 = \|u\|^2$$

pour la fonction  $q$  est appelé **somme des carrés des résidus**  $u_n$  ( $n = 1, \dots, N$ ) (cf **forme quadratique résiduelle**).

(iv) En particulier, si  $F$  est linéaire (ie si  $Q = K$  et  $F = X \in M_{NK}(\mathbf{R})$ ), on montre que :

$$(9) \quad E q(\hat{b}) = (N - K) \sigma^2,$$

$$V q(\hat{b}) = \sigma^4 \cdot \{ (N - K) (\beta - 1) + (\beta - 3) \cdot (\sum_{n=1}^N g_{nn} - K) \},$$

où  $\beta \sigma^4$  désigne le moment d'ordre 4 de  $\varepsilon$  (avec  $\beta > 0$ ) et où  $G = X (X' X)^{-1} X' = (g_{\alpha\beta})_{(\alpha,\beta)}$ .

(v) Dans le cas d'un **modèle de régression non linéaire implicite**, l'équation s'écrit :

$$(10) \quad g(\xi, \eta, b) = \varepsilon, \quad \text{avec } E \varepsilon = 0,$$

dans laquelle  $\eta$  est la variable endogène,  $\xi$  le vecteur des  $K$  variables exogènes,  $b \in \mathbf{R}^Q$  le **paramètre principal** (à estimer) et  $\varepsilon$  une **vars** (inobservable), et lorsque l'équation (10) est « observée » selon :

$$(11) \quad g(X_n, y_n, b) = u_n, \quad \forall n \in N_N^*,$$

où  $y_n$  est la  $n$ -ième observation de  $\eta$  (ou la  $n$ -ième coordonnée d'un **vecteur aléatoire**  $y$  à valeurs dans  $\mathbf{R}^N$ ),  $X_n$  celle de  $\xi$  ( $n$ -ième ligne d'une matrice  $X \in M_{NK}(\mathbf{R})$ ) et  $u_n$  la  $n$ -ième **copie** de la va  $\varepsilon$  ( $n$ -ième coordonnée d'un vecteur aléatoire  $u$ , inobservable et à valeurs dans  $\mathbf{R}^N$ ), on peut écrire (notations évidentes) :

$$(12) \quad G(X, y, b) = u.$$

La méthode des moindres carrés ordinaires (non linéaire) consiste alors à estimer  $b$  en minimisant  $\|u\|^2 = \sum_{n=1}^N (g(X_n, y_n, b))^2$  par à  $b$ . On note encore  $\hat{b}$  la solution des mco de ce **problème d'optimisation**, ie l'estimateur du même nom de  $b$ .