

PRÉVISION DES MOINDRES CARRÉS ORDINAIRES (H3, J1)

(05 / 05 / 2020, © Monfort, Dicostat2005, 2005-2020)

(i) Soit :

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

un **modèle de régression multiple** linéaire défini dans l'**espace des variables** (ξ, η) , et « observé » dans l'**espace des observations** (X, y) selon :

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

où $X \in M_{NK}(\mathbf{R})$ et y prend ses valeurs dans \mathbf{R}^N .

On attribue au vecteur ξ des **variables exogènes** une valeur $\xi_0 \in \mathbf{R}^K$, on pose :

$$(3) \quad \eta_0 = \xi_0' b + \varepsilon_0, \quad \text{avec } E \varepsilon_0 = 0, V \varepsilon_0^2 = \sigma^2,$$

et l'on veut prévoir la valeur η_0 associée à ξ_0 .

On appelle alors :

(a) **prédicteur (conditionnel)** de η_0 sachant ξ_0 toute **vars** (ou toute **statistique** réelle scalaire) $\eta_0^* = t(X, y)$;

(b) **erreur de prévision** la vars $e_0^* = \eta_0^* - \eta_0$.

Comme η_0 est **inobservable**, on considère que sa prévision équivaut à l'**estimation** de sa **moyenne** (ou **espérance**) $E \eta_0 = \xi_0' b$.

On appelle alors :

(a) **prédicteur des moindres carrés ordinaires** (mco), le **prédicteur de C.F. GAUSS - A.A. MARKOV**, (conditionnel, ie sachant ξ_0) de $E \eta_0$, ie le « prédicteur » défini par :

$$(4) \quad \eta_0^\wedge = \xi_0' b^\wedge,$$

où b^\wedge est l'**estimateur des mco** de b dans le modèle (2) ;

(b) **erreur de prévision (des mco)** la va $\varepsilon_0^\wedge = \eta_0^\wedge - \eta_0$.

(ii) On montre que :

(a) l'erreur de prévision est nulle en moyenne (quel que soit ξ_0) :

$$(5) \quad E (\eta_0^\wedge - \eta_0) = E \varepsilon_0^\wedge = 0 ;$$

(b) les variances de $\hat{\eta}_0$ et $\hat{\varepsilon}_0$ sont, resp :

$$(6) \quad \begin{aligned} V_{\hat{\eta}_0} &= \sigma^2 \xi_0' (X' X)^{-1} \xi_0, \\ V_{\hat{\varepsilon}_0} &= \sigma^2 \{1 + \xi_0' (X' X)^{-1} \xi_0\}; \end{aligned}$$

(c) si $\mathcal{L} = \{\eta_0^\# = c' y : \forall c \in \mathbf{R}^N\}$ désigne la **classe des prédicteurs linéaires** (pr à y) de $E \eta_0$ et $\mathcal{G} = \{\eta_0^\# \in \mathcal{L} : E \eta_0^\# = E \eta\}$ la **classe des prédicteurs linéaires sans biais** de $E \eta_0$, alors $\hat{\eta}_0$ est le prédicteur dans \mathcal{G} dont la variance est minimale, ie tq :

$$(7) \quad E (\hat{\eta}_0 - \eta_0)^2 \leq E (\eta_0^\# - \eta_0)^2, \quad \forall \eta_0^\# \in \mathcal{G};$$

(d) si $u \sim \mathcal{N}_N(0, \sigma^2 I_N)$ (**loi normale multidimensionnelle** centrée), alors $\hat{\varepsilon}_0 \sim \mathcal{N}_1(0, V_{\hat{\varepsilon}_0})$, où $V_{\hat{\varepsilon}_0}$ est donnée en (6).

Un **intervalle de confiance** (conditionnel), bilatéral et symétrique, de η_0 au seuil $1 - \alpha \in]0, 1[$ est fondé sur la propriété :

$$(8) \quad (V_{\hat{\varepsilon}_0})^{-1/2} (\hat{\eta}_0 - \eta_0) = \{(\hat{\eta}_0 - \eta_0) / ((\hat{\sigma}^2) (1 + \xi_0' (X' X)^{-1} \xi_0))^{1/2}\} \sim \mathcal{S}_{N-K}$$

(**loi de STUDENT** à $N - K$ degrés de liberté).

(iii) Si le modèle considéré n'est pas linéaire, ie si :

$$(9) \quad \eta = f(\xi, b) + \varepsilon, \quad \text{avec } E \varepsilon = 0, V \varepsilon = \sigma^2,$$

est observé selon :

$$(10) \quad y = F(b) + u, \quad \text{avec } E u = 0 \text{ et } V u = \sigma^2 \cdot I_N,$$

on peut suivre la même démarche que précédemment :

(a) on pose $\eta_0 = f(\xi_0, b) + \varepsilon_0$;

(b) on estime $E \eta_0$ à l'aide du prédicteur des mco (non linéaires) $\hat{\eta}_0 = f(\xi_0, \hat{b}_f)$, où \hat{b}_f est l'**estimateur des mco** non linéaires de b .

Cependant, comme \hat{b}_f est en général biaisé ($E \hat{b}_f \neq b$), $\hat{\eta}_0$ est aussi biaisé.