

ESTIMATEUR DE RAO (H1, J)

(10 / 09 / 2020, © Monfort, Dicostat2005, 2005-2020)

(i) On considère un **modèle à variance composée** écrit, dans un **espace d'observation** (X, y) , sous la forme :

$$(1) \quad y = X b + u, \quad \text{avec } E u = 0, V u = \Sigma = \sum_{i=1}^l \alpha_i V_i,$$

dans lequel $X \in M_{NK}(\mathbf{R})$ est la **matrice d'observation** (matrice des N observations des K variables exogènes), $b \in \mathbf{R}^K$, $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_l)' \in \mathbf{R}^l$ et $V_i \in D_{N^{++}}(\mathbf{R})$ (**matrices définies positives**), $\forall i \in N_l^*$. On suppose que X est observable (cf **observabilité**) et que les V_i sont connues ($i = 1, \dots, l$).

Le problème consiste à estimer le **paramètre** (b, α) et, en particulier, une **forme linéaire** donnée de α (eg $\alpha \mapsto \lambda = l' \alpha$).

(ii) Une méthode consiste à définir un **estimateur quadratique** (pr à y) et sans biais $t_N : \mathbf{R}^N \times \mathbf{R}^N \mapsto \mathbf{R}$ de λ (cf **estimateur sans biais**), ie :

$$(2) \quad t_N(y) = y' T y,$$

où $T \in S_N(\mathbf{R})$ (**matrice symétrique**) vérifie les conditions :

$$(3) \quad \begin{aligned} X' T X &= 0, \\ \text{tr}(T \Sigma) &= \lambda' \alpha, \quad \forall \alpha \in \mathbf{R}^l. \end{aligned}$$

(iii) Une **norme** $\|\cdot\|$ étant donnée sur $S_N(\mathbf{R})$, on appelle **estimateur (quadratique sans biais de norme minimum) de C.R. RAO** du paramètre $\lambda = l' \alpha$ un estimateur $t_N^* = y' T^* y$ qui minimise $\|T\|$ (ou $\|T\|^2$) dans la classe de tous les estimateurs quadratiques t_N de λ qui sont (a) sans biais et (b) invariants par translation.

(iv) L'estimateur de RAO t_N^* n'est pas un **estimateur strict** : il peut, en effet, être négatif (même si $\lambda \mapsto l' \alpha$ est une forme linéaire non négative). Des variantes ou correctifs en ont été donnés (cf **correction**).

(v) La matrice $V u = \Sigma$ peut souvent s'interpréter comme suit. On suppose que u est une **perturbation** composée, ie :

$$(4) \quad u = \sum_{i=1}^l A_i v_i,$$

où les matrices $A_i \in M_{NL(i)}(\mathbf{R})$ sont données et non aléatoires, où les $L(i)$ désignent (par commodité) les dimensions L_i des v_i ($i = 1, \dots, l$) et où les **vecteurs aléatoires** v_i vérifient ($\forall i$) les propriétés suivantes :

$$(5) \quad \begin{aligned} E v_i &= 0, \quad \forall i \in N_I^*, \\ C(v_i, v_j) &= E v_i v_j' = \delta_{ij} \sigma_i^2 I_{L(i)}, \quad \forall (i, j) \in (N_I^*)^2. \end{aligned}$$

Autrement dit :

$$(6) \quad \begin{aligned} V u &= \sum_{i=1}^l \sigma_i^2 A_i A_i', \\ V_i &= A_i A_i', \quad \forall i \in N_I^*. \end{aligned}$$

(vi) L'estimateur de RAO est donc un estimateur d'une combinaison linéaire des variances σ_i^2 .

Le cadre précédent définit la **méthode de C.R. RAO**, qui permet d'estimer $V u$, donc d'étudier certains **modèles de régression (modèles linéaires)** pour lesquels la **méthode des moindres carrés généralisés** est appropriée, eg les modèles à deux **indices**, tel le modèle à **perturbation** composée (cf **modèle à erreurs composées**).