

Zeitschrift: L'Enseignement Mathématique
Herausgeber: Commission Internationale de l'Enseignement Mathématique
Band: 6 (1960)
Heft: 1: L'ENSEIGNEMENT MATHÉMATIQUE

Artikel: LES MODÈLES LINÉAIRES EN ANALYSE STATISTIQUE
Autor: Breny, H.
Kapitel: 3, 2. Exécution des calculs.
DOI: <https://doi.org/10.5169/seals-36341>

Nutzungsbedingungen

Die ETH-Bibliothek ist die Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften auf E-Periodica. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Zeitschriften und ist nicht verantwortlich für deren Inhalte. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern beziehungsweise den externen Rechteinhabern. Das Veröffentlichen von Bildern in Print- und Online-Publikationen sowie auf Social Media-Kanälen oder Webseiten ist nur mit vorheriger Genehmigung der Rechteinhaber erlaubt. [Mehr erfahren](#)

Conditions d'utilisation

L'ETH Library est le fournisseur des revues numérisées. Elle ne détient aucun droit d'auteur sur les revues et n'est pas responsable de leur contenu. En règle générale, les droits sont détenus par les éditeurs ou les détenteurs de droits externes. La reproduction d'images dans des publications imprimées ou en ligne ainsi que sur des canaux de médias sociaux ou des sites web n'est autorisée qu'avec l'accord préalable des détenteurs des droits. [En savoir plus](#)

Terms of use

The ETH Library is the provider of the digitised journals. It does not own any copyrights to the journals and is not responsible for their content. The rights usually lie with the publishers or the external rights holders. Publishing images in print and online publications, as well as on social media channels or websites, is only permitted with the prior consent of the rights holders. [Find out more](#)

Download PDF: 28.01.2026

ETH-Bibliothek Zürich, E-Periodica, <https://www.e-periodica.ch>

3, 13. SCE acquiert ici une signification très simple. En effet, si on pose

$$\mathbf{x} = \mathfrak{U} \hat{\mathbf{b}}_H + \mathbf{r}$$

(de sorte que les composantes $r_{H,i}$ de \mathbf{r}_H sont les « résidus »), on a, d'une part,

$$\mathfrak{U}^T \mathbf{x} = \mathfrak{U}^T \mathfrak{U} \hat{\mathbf{b}}_H,$$

et, d'autre part,

$$\mathfrak{U}^T \mathbf{x} = \mathfrak{U}^T \mathfrak{U} \hat{\mathbf{b}}_H + \mathfrak{U}^T \mathbf{r};$$

on a donc $\mathfrak{U}^T \mathbf{r} = 0$; dès lors

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^* \mathbf{x} &= (\hat{\mathbf{b}}_H^T \mathfrak{U}^T + \mathbf{r}^T) (\mathfrak{U} \hat{\mathbf{b}}_H + \mathbf{r}) \\ &= \hat{\mathbf{b}}_H^T \mathfrak{U}^T \mathfrak{U} \hat{\mathbf{b}}_H + \mathbf{r}^T \mathbf{r} + \hat{\mathbf{b}}_H^T \mathfrak{U}^T \mathbf{r} + \mathbf{r}^T \mathfrak{U} \hat{\mathbf{b}}_H \\ &= \hat{\mathbf{b}}_H^T \mathfrak{U}^T \mathbf{x} + \mathbf{r}^T \mathbf{r} = \text{SCN} + \mathbf{r}^T \mathbf{r}, \end{aligned}$$

d'où, puisque $\mathbf{x}^* \mathbf{x} = \text{SCT}$,

$$\text{SCE} = \mathbf{r}^T \mathbf{r} = \sum_1^n \mathbf{r}_{H,i}^2.$$

3, 14. Si \mathfrak{G} est diagonale (ce qui arrive si et seulement si les lignes de \mathfrak{U}^T correspondent à des vecteurs deux à deux orthogonaux de \mathbf{V}_+), les $\hat{\mathbf{b}}_{H,i}$ sont deux à deux orthogonaux, et

$$\text{SCN} = \sum_1^p \text{SC}\{\hat{\mathbf{b}}_{H,i}\}.$$

3, 2. Exécution des calculs.

3, 21. La résolution des équations normales peut évidemment se faire par un procédé quelconque. On sait toutefois, depuis Benoît et Banachiewicz, que les procédés « compacts » habituels constituent tous des variations plus ou moins heureuses de la méthode de « factorisation triangulaire », particulièrement simple à appliquer dans le cas d'une matrice symétrique, comme l'est \mathfrak{G} (cfr. [VI, VII]).

3, 22. Il s'agit, en principe, de trouver une matrice \mathfrak{S} , triangulaire supérieure, telle que

$$\mathfrak{G} = \mathfrak{S}^T \mathfrak{S} = \mathfrak{S} \times^0 \mathfrak{S}.$$

Le calcul de \mathfrak{S} se fait ligne par ligne, suivant le schéma ¹³⁾

$$\begin{cases} (\mathfrak{S} \varepsilon_i) \times^0 (\mathfrak{S} \varepsilon_j) = \varepsilon_i^T \mathfrak{G} \varepsilon_j, \\ i = 1, j = 1, 2, \dots; i = 2, j = 2, 3, \dots; \text{etc.} \end{cases}$$

Si on désigne par g_Σ la colonne des sommes des éléments des lignes de \mathfrak{G} , et par \mathfrak{s}_Σ la colonne des sommes des éléments des lignes de \mathfrak{S} , on a

$$(\mathfrak{S} \varepsilon_i) \times^0 \sum_{j=1}^p (\mathfrak{S} \varepsilon_j) = \sum_{j=1}^p \varepsilon_i^T \mathfrak{G} \varepsilon_j$$

ou
$$(\mathfrak{S} \varepsilon_i) \times^0 \mathfrak{s}_\Sigma = \varepsilon_i^T g_\Sigma ;$$

chaque ligne de \mathfrak{S} est ainsi vérifiée dès qu'elle est calculée.

3, 23. \mathfrak{S} étant calculée, on a le choix, pour poursuivre, entre deux méthodes; la première fournit SCN et \mathfrak{G}^{-1} (donc, à un facteur près, $\mathbf{C} \hat{\mathbf{b}}_H$); la seconde fournit une décomposition de SCN en termes de la forme red $[\mathbf{U}_1^* \mid \mathbf{U}_i^*, \dots, \mathbf{U}_{i-1}^*]$, les \mathbf{U}_i^* étant orthogonaux et unidimensionnels.

3, 231. Dans la première méthode, on calcule \mathfrak{G}^{-1} sans calculer \mathfrak{S}^{-1} , à partir de la relation $\mathfrak{G}^{-1} = \mathfrak{S}^{-1} (\mathfrak{S}^T)^{-1}$, qui donne

$$\mathfrak{S} \times_0 (\mathfrak{G}^{-1})^T = (\mathfrak{S}^T)^{-1} ;$$

mais, d'une part, $(\mathfrak{G}^{-1})^T = \mathfrak{G}^{-1}$ et, d'autre part, $(\mathfrak{S}^T)^{-1}$ est une matrice triangulaire inférieure, de sorte que

$$\varepsilon_i^T (\mathfrak{S}^T)^{-1} \varepsilon_j = 0 \quad (i < j), \quad \varepsilon_i^T (\mathfrak{S}^T)^{-1} \varepsilon_i = \varepsilon_i^T \mathfrak{S}^{-1} \varepsilon_i = [\varepsilon_i^T \mathfrak{S} \varepsilon_i]^{-1}.$$

On part donc de

$$(\varepsilon_i^T \mathfrak{S}) \times_0 (\varepsilon_j^T \mathfrak{G}^{-1}) = \varepsilon_i^T (\mathfrak{S}^T)^{-1} \varepsilon_j$$

et on prend successivement

$$\begin{aligned} j = p, \quad i = p, \quad p-1, \quad p-2, \quad \dots; \\ j = p-1, \quad i = p-1, \quad p-2, \quad \dots; \\ \text{etc.} \end{aligned}$$

On calcule ensuite aisément

$$\hat{\mathbf{b}}_H^T = (\mathfrak{G}^{-1} \mathfrak{A}^T \mathfrak{r})^T = \mathfrak{G}^{-1} \times_0 (\mathfrak{A}^T \mathfrak{r})^T$$

puis

$$SCN = \hat{b}_H^T \mathfrak{A}^T \mathfrak{x} = \hat{b}_H^T \times_0 (\mathfrak{A}^T \mathfrak{x})^T.$$

Une vérification des calculs est possible: comme $\mathbb{G}^{-1} \mathbb{G} = \mathfrak{S}_p$, on a

$$\mathbb{G}^{-1} \left(\sum_1^p \mathbb{G} \varepsilon_j \right) = \sum_1^p \mathfrak{S}_p \varepsilon_j = \| 1, \dots, 1 \|,$$

donc

$$\mathbb{G}^{-1} \times^0 \mathfrak{g}_\Sigma = \| 1, \dots, 1 \|^T,$$

ce qui vérifie chaque colonne de \mathbb{G}^{-1} dès qu'elle est calculée.

3, 2324. Dans la seconde méthode, on pose (cfr. [VIII]), rapportant \mathbf{B} à la base \mathfrak{R} au lieu de \mathfrak{S} :

$$\mathfrak{b}_K = \mathfrak{S} \mathfrak{b}_H, \quad \hat{\mathfrak{b}}_K = \mathfrak{S} \hat{\mathfrak{b}}_H,$$

d'où

$$\mathfrak{S}^T \hat{\mathfrak{b}}_K = \mathfrak{S}^T \mathfrak{S} \hat{\mathfrak{b}}_H = \mathbb{G} \hat{\mathfrak{b}}_H = \mathfrak{A}^T \mathfrak{x}$$

ou encore

$$\mathfrak{S} \times^0 \hat{\mathfrak{b}}_K = \mathfrak{A}^T \mathfrak{x},$$

formule qui se prête immédiatement au calcul numérique.

$\hat{\mathfrak{b}}_K$ est évidemment l'estimateur privilégié de \mathfrak{b}_K . Il jouit de la propriété suivante:

$$\begin{aligned} \mathbf{C} \mathfrak{b}_K &= \mathbf{E} [\mathfrak{S} (\hat{\mathfrak{b}}_H - \mathfrak{b}_H)] [\mathfrak{S} (\hat{\mathfrak{b}}_H - \mathfrak{b}_H)]^T = \mathfrak{S} [\mathbf{C} \hat{\mathfrak{b}}_H] \mathfrak{S}^T \\ &= \mathfrak{S} (\mathbb{G}^{-1} \sigma^2) \mathfrak{S}^T = \mathfrak{S}_p \sigma^2; \end{aligned}$$

$\hat{\mathfrak{b}}_K$ est donc orthonormal, et l'on a

$$\text{var} (\varepsilon_i^T \hat{\mathfrak{b}}_K) = \sigma^2,$$

$$\text{cov} (\varepsilon_i^T \hat{\mathfrak{b}}_K, \varepsilon_j^T \hat{\mathfrak{b}}_K) = 0 \quad (i \neq j),$$

$$SCN = \sum_1^p \text{SC} \{ \varepsilon_i^T \hat{\mathfrak{b}}_K \}.$$

Mais, si l'on pose $\varepsilon_i^T \hat{\mathfrak{b}}_K = l_i^* \mathfrak{x}$, on a $\text{var} (\varepsilon_i^T \hat{\mathfrak{b}}_K) = \sigma^2 l_i^* l_i$, ce qui montre que $l_i^* l_i = 1$; dès lors, puisque

$$\text{SC} \{ \varepsilon_i^T \hat{\mathfrak{b}}_K \} = \text{SC} \{ l_i^* \} = (l_i^* \mathfrak{x})^2 / (l_i^* l_i) = (l_i^* \mathfrak{x})^2,$$

on a

$$\text{SCN} = \sum_1^p (\varepsilon_i^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2. \quad (15)$$

3, 2322. $\hat{\mathbf{b}}_H$ s'obtient immédiatement à partir de $\hat{\mathbf{b}}_K$ par la formule

$$\mathfrak{S} \times_0 \hat{\mathbf{b}}_H^T = \hat{\mathbf{b}}_K,$$

où l'on utilise successivement les lignes de \mathfrak{S} en remontant de la dernière à la première.

Ici aussi, des vérifications sont possibles. On doit en effet avoir

$$(\varepsilon_i^T \mathfrak{S}^T) \hat{\mathbf{b}}_K = \varepsilon_i^T \mathfrak{A}^T \mathfrak{x}$$

d'où

$$\mathfrak{s}_\Sigma \times_0 \hat{\mathbf{b}}_K = \sum_i \varepsilon_i^T \mathfrak{A}^T \mathfrak{x},$$

ce qui vérifie le calcul de $\hat{\mathbf{b}}_K$. Si, ensuite, on appelle \mathfrak{S}_Σ^T la ligne des sommes des termes des colonnes de \mathfrak{S} , on doit avoir

$$\mathfrak{S}_\Sigma^T \times_0 \hat{\mathbf{b}}_H^T = \sum_1^p \varepsilon_i^T \hat{\mathbf{b}}_K,$$

ce qui vérifie le calcul de $\hat{\mathbf{b}}_H^T$.

3, 2323. Considérons la matrice \mathfrak{S}_t formée par les t premières lignes et colonnes de \mathfrak{S} ; le mode de calcul de \mathfrak{S} montre immédiatement que \mathfrak{S}_t ne dépend que de la matrice \mathfrak{G}_t formée des t premières lignes et colonnes de \mathfrak{G} . Par contre, $(\mathfrak{G}_t)^{-1}$ ne dépend pas seulement de \mathfrak{S}_t (le calcul de \mathfrak{G}^{-1} commence par le coin inférieur droit). De même, $\varepsilon_1^T \hat{\mathbf{b}}_K, \dots, \varepsilon_t^T \hat{\mathbf{b}}_K$ ne dépendent que de \mathfrak{S}_t , mais $\varepsilon_1^T \hat{\mathbf{b}}_H, \dots, \varepsilon_t^T \hat{\mathbf{b}}_H$ dépendent de l'ensemble de \mathfrak{S} (le calcul de $\hat{\mathbf{b}}_H$ commence par $\varepsilon_p^T \hat{\mathbf{b}}_H$). Dès lors, supposons que le modèle soit réduit à ses t premiers paramètres, $\varepsilon_1^T \hat{\mathbf{b}}_H, \dots, \varepsilon_t^T \hat{\mathbf{b}}_H$, ce qui revient à remplacer \mathfrak{G} par \mathfrak{G}_t et \mathbf{b}_H par $[\varepsilon_1^T \hat{\mathbf{b}}_H, \dots, \varepsilon_t^T \hat{\mathbf{b}}_H]^T$, ou encore à supposer $\varepsilon_{t+1}^T \hat{\mathbf{b}}_H = \dots = \varepsilon_p^T \hat{\mathbf{b}}_H = 0$; ce modèle est donc caractérisé par le fait que

$$(\mathbf{l}^* \in \{\varepsilon_{t+1}^*, \dots, \varepsilon_p^*\}) \quad \text{implique} \quad \mathbf{E} \mathbf{l}^* \mathfrak{x} = 0, \quad (16)$$

relation de la forme (11). Dans ce modèle réduit, rien n'est changé au calcul de $\varepsilon_1^T \hat{\mathbf{b}}_K, \dots, \varepsilon_t^T \hat{\mathbf{b}}_K$ et, si l'on note SCN_t et SCE_{n-t} res-

pectivement la somme de carrés normale et la somme de carrés de l'erreur de ce modèle, on a, en vertu de (15),

$$\text{SCN}_t = \text{SC} \{ e_1^*, \dots, e_t^* \} = \sum_1^t (\varepsilon_i^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2,$$

donc

$$\text{SCE}_{n-t} = \text{SCT} - \sum_1^t (\varepsilon_i^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2,$$

$$\text{SCE}_{n-t-1} = \text{SCT} - \sum_1^{t+1} (\varepsilon_i^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2,$$

ce qui implique

$$\text{red} [\{ e_{t+1}^* \} | \{ e_1^*, \dots, e_t^* \}] = (\varepsilon_{t+1}^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2.$$

La notation du premier membre de cette formule est entièrement comparable à celles du § 2, 4; elle est toutefois un peu lourde, et on la remplace le plus souvent par

$$\text{red} [\varepsilon_{t+1}^T \mathbf{b}_H | \varepsilon_1^T \mathbf{b}_H, \dots, \varepsilon_t^T \mathbf{b}_H] \equiv \text{red} [\{ e_{t+1}^* \} | \{ e_1^*, \dots, e_t^* \}].$$

Dans ces conditions, la table d'analyse de variance s'écrit ainsi:

Sommes de carrés	Formules	Degrés de liberté
SCT	$\sum_1^n x_i^2$	n
SCN	$\sum_1^p (\varepsilon_i^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2$	p
$\left\{ \begin{array}{l} \text{red} [\varepsilon_1^T \mathbf{b}_H] \\ \text{red} [\varepsilon_2^T \mathbf{b}_H \varepsilon_1^T \mathbf{b}_H] \\ \vdots \\ \text{red} [\varepsilon_p^T \mathbf{b}_H \varepsilon_1^T \mathbf{b}_H, \dots, \varepsilon_{p-1}^T \mathbf{b}_H] \end{array} \right.$	$\left\{ \begin{array}{l} (\varepsilon_1^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2 \\ (\varepsilon_2^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2 \\ \vdots \\ (\varepsilon_p^T \hat{\mathbf{b}}_K)^2 \end{array} \right.$	$\left\{ \begin{array}{l} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{array} \right.$
SCE	$\text{SCT} - \text{SCN}$	$n - p$
$\left\{ \begin{array}{l} \text{SCint} \\ \text{SCEM} \end{array} \right.$	$\left\{ \begin{array}{l} ? \\ \text{SCE} - \text{SCint} \end{array} \right.$	$\left\{ \begin{array}{l} u \\ n - p - u \end{array} \right.$

3, 24. La disposition matérielle des calculs a une certaine importance; le cas $p = 3$ est décrit en détail ci-dessous.

3, 241. Première méthode.

$$\begin{aligned}
 \mathbb{G} &= \begin{vmatrix} a & b & c \\ b & d & e \\ c & e & f \end{vmatrix} & \mathfrak{g}_{\Sigma} &= \begin{vmatrix} k \\ l \\ m \end{vmatrix} \\
 \mathbb{G} &= \begin{vmatrix} x & y & z \\ & u & v \\ & & w \end{vmatrix} & \mathfrak{g}_{\Sigma} &= \begin{vmatrix} t \\ r \\ s \end{vmatrix} \\
 & \frac{1}{x} & \frac{1}{u} & \frac{1}{w} \\
 \mathbb{G}^{-1} &= \begin{vmatrix} A & B & C \\ B & D & E \\ C & E & F \end{vmatrix} & \mathfrak{g}_{\Sigma} &= \begin{vmatrix} k \\ l \\ m \end{vmatrix} \\
 (\mathfrak{A}^T \mathfrak{x})^T &= \begin{vmatrix} n & p & q \end{vmatrix} \\
 \mathfrak{b}_H^T &= \begin{vmatrix} b_1 & b_2 & b_3 \end{vmatrix}
 \end{aligned}$$

On calcule successivement (les inconnues sont soulignées)

$$\begin{aligned}
 \underline{x^2} &= a & \underline{xy} &= b & \underline{xz} &= c & \underline{xt} &= k \\
 \underline{y^2} + \underline{u^2} &= d & \underline{yz} + \underline{uv} &= e & \underline{yt} + \underline{ur} &= l \\
 & & \underline{z^2} + \underline{v^2} + \underline{w^2} &= f & \underline{zt} + \underline{vr} + \underline{ws} &= m \\
 \underline{wF} &= \frac{1}{w} & \underline{vF} + \underline{uE} &= 0 & \underline{zF} + \underline{yE} + \underline{xC} &= 0 & \underline{Ck} + \underline{El} + \underline{Fm} &= 1 \\
 & & \underline{vE} + \underline{uD} &= \frac{1}{u} & \underline{zE} + \underline{yD} + \underline{xB} &= 0 & \underline{Bk} + \underline{Dl} + \underline{Em} &= 1 \\
 & & & & \underline{zC} + \underline{yB} + \underline{xA} &= \frac{1}{x} & \underline{Ak} + \underline{Bl} + \underline{Cm} &= 1 \\
 b_1 &= An + Bp + Cq, & b_2 &= Bn + Dp + Eq, & b_3 &= Cn + Ep + Fq, \\
 & & & & & & & SCN = b_1 n + b_2 p + b_3 q.
 \end{aligned}$$

3, 242. Seconde méthode.

$$\begin{aligned}
 \mathbb{G} &= \begin{vmatrix} a & b & c \\ b & d & e \\ c & d & f \end{vmatrix} & \mathfrak{g}_{\Sigma} &= \begin{vmatrix} k \\ l \\ m \end{vmatrix} \\
 \mathbb{G} &= \begin{vmatrix} x & y & z \\ & u & v \\ & & w \end{vmatrix} & \hat{\mathfrak{b}}_K &= \begin{vmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{vmatrix} & \mathfrak{A}^T \mathfrak{x} &= \begin{vmatrix} n \\ p \\ q \end{vmatrix} & \mathfrak{g}_{\Sigma} &= \begin{vmatrix} t \\ r \\ s \end{vmatrix} \\
 \hat{\mathfrak{b}}_H^T &= \begin{vmatrix} b_1 & b_2 & b_3 \end{vmatrix} \\
 \mathfrak{c}_{\Sigma}^T &= \begin{vmatrix} c_1 & c_2 & c_3 \end{vmatrix} & & A & & T
 \end{aligned}$$

On calcule et vérifie \mathfrak{S} comme ci-dessus, puis:

$$\begin{aligned}
 x a_1 &= n & y a_1 + u a_2 &= p & z a_1 + v a_2 + w a_3 &= q \\
 A &= a_1 + a_2 + a_3 & T &= n + p + q & t a_1 + r a_2 + s a_3 &= T \\
 c_1 &= x & c_2 &= y + u & c_3 &= z + v + w \\
 w b_3 &= a_3 & v b_3 + u b_2 &= a_2 & z b_3 + y b_2 + x b_1 &= a_1 \\
 b_1 c_1 + b_2 c_2 + b_3 c_3 &= A \\
 SCN &= a_1^2 + a_2^2 + a_3^2 .
 \end{aligned}$$

4. EXEMPLES.

4, 1. Les épreuves de Student.

4, 11. Soit $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ un échantillon simple et fortuit d'une population normale de moyenne μ et écart-type σ . La théorie des modèles linéaires s'applique ici, avec

$$r = p = 1, \quad \mathfrak{A} = \|\mathbf{1}, \dots, \mathbf{1}\| \quad b_H = \|\mu\|,$$

$$\mathfrak{A}^T \mathfrak{A} = \|n\|, \quad \mathfrak{A}^T \mathfrak{x} = \sum_1^n \mathbf{x}_i,$$

et le système normal se réduit à

$$n \hat{\mu} = \sum_1^n \mathbf{x}_i, \quad \hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_1^n \mathbf{x}_i = \mathbf{m}.$$

On a alors

$$SCN = (\sum \mathbf{x}_i)^2 / n, \quad SCT = \sum_1^n \mathbf{x}_i^2,$$

$$SCE = \sum_1^n \mathbf{x}_i^2 - \left(\sum_1^n \mathbf{x}_i \right)^2 / n = \sum_1^n (\mathbf{x}_i - \mathbf{m})^2 = \frac{n \sum_1^n \mathbf{x}_i^2 - \left(\sum_1^n \mathbf{x}_i \right)^2}{n}.$$

Si $\mu = a$, l'expression

$$\frac{(\mathbf{m} - a) \sqrt{(n-1)}}{\sqrt{(SCE/n)}} = \sqrt{(n-1)} \frac{\sum_1^n \mathbf{x}_i - na}{\sqrt{(n SCE)}}$$

est une aléatoire t_{n-1} ; SCE/σ^2 est une aléatoire χ_{n-1}^2 .