

UNIVERSITÉ PARIS XI

U. E. R. MATHÉMATIQUE

91405 ORSAY FRANCE

N° 144

SUR L'ESTIMATION QUADRATIQUE DE  
LA COVARIANCE D'UN PROCESSUS DANS  
LE PLAN.

Xavier GUYON, Bernard PRUM

25.033



## INTRODUCTION.

Les plans d'expériences agricoles classiques (blocs randomisés, carrés latins randomisés, etc...) ont été élaborés en vue de supprimer dans l'estimation des effets traitements les effets spécifiques aux parcelles. L'idée qui a conduit à ces plans est que plus 2 parcelles sont proches, plus les effets parcelles correspondant sont proches : s'il n'en était ainsi tout plan diviserait le champ en autant de parcelles qu'il y a de traitement, chaque traitement étant affecté une seule fois. On considère donc qu'en chaque parcelle intervient un effet non contrôlé. Nous modéliserons cet effet comme réalisation d'un processus dans le plan, processus qui sera caractérisé sous hypothèse de normalité par la variance en chaque point et la covariance entre chaque couple de points.

La connaissance des caractéristiques de ce processus permettra (voir [4]) :

- d'estimer la part de la variance des estimateurs des effets traitements due, pour un plan fixé, à la structure du champ (et éventuellement à la randomisation),
- de choisir parmi divers plans celui qui minimise cette variance, en particulier de choisir entre un plan randomisé et un plan non randomisé.

L'objet de cette étude est, dans un cas très particulier, d'estimer le processus plan  $Z_{ij}$  à partir d'une réalisation.

Nous supposerons dans tout ce travail que ce processus  $Z_{ij}$  est

- normal,
- d'espérance constante  $E(Z_{ij}) = m$ ,  $m$  étant a priori inconnue,
- de covariance isotropique, ce qui signifie que la covariance entre 2 parcelles ne dépend que de la distance de celles-ci :

$$\text{cov}(Z(i, j), Z(i', j')) = f(d((i, j), (i', j')))$$

Une première approche est celle des estimateurs de Rao, qui ne présupposent rien sur la forme de cette fonction  $f$  (parag. 1 et 2).

Nous comparerons ces estimateurs de Rao à ceux du maximum de vraisemblance obtenus en supposant la décroissance de la corrélation fonction exponentielle de la distance.

## 1. ESTIMATEURS DE RAO.

Rappelons dans le cas particulier qui nous intéresse ce que sont les estimateurs introduits par Rao (cf. [1] et [2]) et étudiés par Moussa (cf. [3]).

Le modèle linéaire s'écrit

$$Y = X \beta + \xi$$

où  $\beta$  représente les effets fixes (moyenne et tendances éventuelles) et où  $\xi$  est le processus étudié, vecteur aléatoire d'espérance nulle et de matrice de covariance  $V$ .

$$E Y = X \beta$$

$$\text{cov } Y = \text{cov } \xi = V$$

Supposer que la covariance entre deux composantes de  $\xi$  ne dépend que de la distance entre les parcelles correspondantes, c'est supposer que  $V$  s'écrit comme combinaison linéaire d'un certain nombre  $K$  de matrices  $V_k$  connues :

$$V = \sum \gamma_k V_k$$

Il suffit en effet de numéroté  $d_1, d_2, \dots, d_k, \dots$  les distances entre parcelles. L'élément  $V_k(i, j)$  sera égal à 1 si la distance entre la parcelle  $i$  et la parcelle  $j$  vaut  $d_k$ , sera égal à 0 sinon.  $\gamma_k$  représentera alors la covariance du processus à distance  $d_k$ .

On cherche alors pour  $\gamma_k$  un estimateur quadratique en  $Y$  repéré par une matrice symétrique  $A_k$  :

$$\Gamma_k = Y' A_k Y$$

On veut que cet estimateur soit :

- sans biais,
- invariant par translation sur les paramètres fixes (indépendant de la moyenne inconnue du processus Y)
- de variance minimum.

Sans biais

$$\begin{aligned} E \Gamma_k &= E (Y' A_k Y) = E [ (\beta' X' + \xi') A_k (X \beta + \xi) ] \\ &= \beta' X' A_k X \beta + \text{Tr} (A_k V) \end{aligned}$$

Ceci vaut  $\gamma_k$  quel que soit  $\beta$  si

$$X' A_k X = 0 \quad (a)$$

et

$$\text{Tr} (A_k V_h) = \delta_{kh} \quad (b)$$

Invariant sur  $\beta$

$$\Gamma_k = \beta' X' A_k X \beta + 2 \xi' A_k X \beta + \xi' A_k \xi$$

est indépendant de  $\beta$  quel que soit  $\xi$  si et seulement si

$$A_k X = 0 \quad (c)$$

Remarquons que cette condition (c) implique la condition (a).

On cherchera donc  $A_k$  dans le sous-espace vectoriel  $\mathfrak{H}$

$$\mathfrak{H} = \{ A \mid A X = 0 \}$$

et vérifiant la condition (b) .

De variance minimum

Théorème : Si l'on suppose que Y suit une loi normale  $\eta (X \beta , V)$  et si A et B sont deux matrices symétriques vérifiant la condition (c) alors :

$$\text{cov}(Y' A Y, Y' B Y) = 2 \text{Tr}(A V B V) \quad (\text{cf. [3]})$$

En particulier :

$$\text{var } \Gamma_k = 2 \text{Tr}(A_k V A_k V)$$

Cette covariancé définit sur l'espace des matrices symétriques un produit scalaire que nous noterons

$$(A, B) = 2 \text{Tr}(A V B V)$$

et une norme.

La condition (b) peut alors s'interpréter par dualité :  $\text{Tr}(A V_h)$  étant linéaire en  $A$ , il existe une matrice  $T_h$  symétrique telle que :

$$\text{Tr}(A V_h) = (A, T_h)$$

Soit alors  $\overset{v}{T}_h$  la projection orthogonale de  $T_h$  sur  $\mathfrak{H}$ .

$A_k$  s'écrit :

$$A_k = \sum \lambda_{kh} \overset{v}{T}_h + A_{k \perp} = \overset{v}{A}_k + A_{k \perp},$$

$A_{k \perp}$  étant dans  $\mathfrak{H}$  et orthogonal à tous les  $\overset{v}{T}_h$ . Si les conditions (b) sont vérifiées,  $\overset{v}{A}_k$  est bien déterminé et

$$\|A_k\|^2 = \|\overset{v}{A}_k\|^2 + \|A_{k \perp}\|^2$$

est minimum si

$$A_{k \perp} = 0$$

On cherche donc  $A_k$  sous la forme

$$A_k = \sum \lambda_{kh} \overset{v}{T}_k$$

Estimabilité :

La condition (b) s'écrit alors

$$\begin{aligned} E \Gamma_k &= \text{Tr} (A_k V) \\ &= \text{Tr} (A_k \times \sum \gamma_j V_j) \\ &= \sum \gamma_j (A_k, T_j) \\ &= \sum_h \sum_j \lambda_{kh} \gamma_j \begin{pmatrix} \vee \\ T_h, T_j \end{pmatrix} \\ &= \sum_h \sum_j \lambda_{kh} \gamma_j \begin{pmatrix} \vee & \vee \\ T_h, T_j \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Notons  $\gamma$  le vecteur de composantes  $\gamma_1, \dots, \gamma_K$ ,  $\Lambda$  la matrice  $(K \times K)$  des  $\lambda_{kh}$  et  $\mathcal{J}$  la matrice  $(K \times K)$  de terme général

$$t_{hj} = \begin{pmatrix} \vee & \vee \\ T_h, T_j \end{pmatrix}$$

La relation précédente s'écrit :

$$E \Gamma = \Lambda \cdot \mathcal{J} \cdot \gamma$$

On pourra donc estimer ainsi  $\gamma$  sans biais si l'on sait trouver  $\Lambda$  tel que

$$\Lambda \cdot \mathcal{J} = I_d$$

Tous les  $\gamma$  seront estimables dès que  $\mathcal{J}$  est inversible. Alors :

$$A_k = \sum \mathcal{J}^{-1}(h, k) \begin{pmatrix} \vee \\ T_h \end{pmatrix}$$

Remarque : Nous avons restreint ici l'étude à l'estimabilité des composantes de la variance  $\gamma_1, \gamma_2, \dots$ . L'étude est la même si on cherche à estimer une forme linéaire de ces composantes

$$\delta = p_1 \gamma_1 + \dots + p_k \gamma_k$$

ou une famille de formes linéaires. La dimension de l'espace des formes linéaires estimable sera donnée par la dimension de l'image de  $\mathcal{T}$ .

MIVQUE et MINQUE.

L'estimateur  $\Gamma_k$  décrit précédemment est appelé MIVQUE par Rao. Il est sans biais et de variance minimum parmi les estimateurs quadratiques mais a peu d'intérêt pratique : la norme dans laquelle on travaille pour le calculer est définie par  $V$  qui est précisément ce que l'on cherche à estimer.

En pratique on remplace la norme de  $V$  par une norme  $V^*$  dont on pense qu'elle est proche de celle de  $V$ . C'est dans cette norme que l'on calcule les  $T_h$ , leurs projections  $T_h$ , la matrice  $\tau$  et donc  $\hat{\Gamma}$ . Ce nouvel estimateur, le MINQUE, est sans biais, et d'autant plus variant que  $V$  et  $V^*$  correspondent à des normes éloignées.

Calcul pratique du MIVQUE ( $V$ ) ou MINQUE ( $V^*$ )

$V_h$  étant connue, on cherche  $T_h$  tel que

$$\text{Tr}(AV_h) = (A, T_h) = 2 \text{Tr}(A V T_h V)$$

Il suffit de poser

$$V_h = 2 V T_h V$$

soit

$$T_h = \frac{1}{2} V^{-1} V_h V^{-1}$$

Notons  $P$  la projection orthogonale dans  $\mathbb{R}^n$  sur  $\text{Im } X$  pour la norme définie par  $V$ , soit

$$P = X (X' V^{-1} X)^{-1} X' V^{-1}$$

et

$$Q = I - P$$

Proposition :  $A \rightarrow Q' A Q$  est un projecteur orthogonal sur  $\mathcal{H}$  pour la norme définie par  $V$ . (cf. Moussa [3]).

On aura donc :

$$T_h^V = Q' T_h Q .$$

Matrices de covariance des estimateurs  $\Gamma_k$

. Pour le MIVQUE :

La métrique utilisée est celle de la variance vraie inconnue  $V$  ; elle définit la matrice

$$\mathcal{J} = \left( \begin{matrix} V & \\ & V \end{matrix} \right)$$

$$\text{cov}(\Gamma_h, \Gamma_{h'}) = \sum_{k, k'} \lambda_{hk} \lambda_{h'k'} \begin{pmatrix} V & \\ & V \end{pmatrix}$$

$$= \sum_{k, k'} \lambda_{hk} \lambda_{h'k'} t_{hh'} = \lambda_{hh'}$$

et donc si  $t\Gamma = (\Gamma_1, \dots, \Gamma_K)$  ;

$$\text{var}(\Gamma) = \mathcal{J}^{-1}$$

.. Pour le MINQUE, le calcul fait intervenir les produits scalaires pour  $V$  et  $V^*$ .

$$\text{cov}(\Gamma_h, \Gamma_{h'}) = f_{h, h'}(V, V^*)$$

En particulier :  $\text{var}(\Gamma_h) = f_{h, h}(V, V^*)$ , qui, à  $V$  fixée sera minimum pour  $V^* = V$ .

$$\text{cov}(\Gamma_h, \Gamma_{h'}) = (A_h, A_{h'})_V = 2 \sum_{k, k'} \text{Tr}(A_h V_k A_{h'} V_{k'}) \gamma_k \gamma_{h'}$$

On remarque que si MIVQUE et MINQUE sont homogènes de degré 0 en  $\gamma_1^*, \dots, \gamma_K^*$ , les variances sont homogènes de degré 2 en  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_K$ .

2. ETUDE NUMERIQUE DES MIVQUE ET MINQUE DES COVARIANCES D'UN PROCESSUS ISOTROPIQUE PLAN.

On dispose d'un champ carré découpé en 6 × 6 parcelles carrées. La réalisation du champ est celle d'un processus

$$Z = (Z_{i,j} , i \text{ et } j = 1 \text{ à } 6)$$

Si Z est isotropique pour la distance :

$$d^2 ((i, j), (i', j')) = (i - i')^2 + (j - j')^2,$$

il apparait 20 covariances  $\text{cov}(Z_{i,j}, Z_{i',j'})$  correspondant aux 20 distances  $d(1), \dots, d(20)$  entre centres de parcelles. (Pour simplifier on a assimilé chaque parcelle avec son centre. Il conviendra ultérieurement de revenir sur cette hypothèse, ce qui conduit à des problèmes de déconvolution).

	j →					
i ↓	1	2	4	7	10	14
		3	5	8	11	15
			6	9	13	16
				12	14	18
					17	19
						20

Numérotation des 20 distances.

Si  $\gamma_k$  est la covariance entre les résultats sur deux parcelles à distance  $d_k$ , on aura :

$$\text{cov } Z = \sum_{k=1}^{20} \Sigma_k V_k$$

où  $V_k$  est la matrice 36 × 36 de 1 ou de 0 suivant que  $d((i, j), (i', j')) = d_k$  ou non. Ainsi on est dans un modèle à au plus 20 composantes de la variance. On supposera que Z est gaussien, de moyenne constante m.

Estimabilité des composantes de la covariance.

Moussa [3] donne une condition nécessaire et suffisante pour l'estimabilité de toutes les composantes de la variance.

Cette condition fait intervenir les matrices  $V_k$  ainsi que les matrices

$$S_{i, l} = \frac{1}{2} (C_{i, l} + C'_{i, l})$$

où  $C_{i, l}$  est la matrice  $n \times n$  qui a des zéros sauf sur la  $i^{\text{ème}}$  colonne qui est la  $l^{\text{ème}}$  colonne de X.

Ici  $t_X = (1, 1, \dots, 1)$  et donc :

$$S_{i, l} = S_i = \begin{pmatrix} & & & \frac{1}{2} & & \\ & 0 & & \vdots & & 0 \\ \frac{1}{2} & \dots & \frac{1}{2} & 1 & \frac{1}{2} & \dots & \frac{1}{2} \\ & 0 & & \vdots & & & 0 \\ & & & \frac{1}{2} & & & \end{pmatrix} \begin{matrix} \\ \\ i^{\text{ème}} \text{ ligne} \\ \\ i^{\text{ème}} \text{ colonne} \end{matrix}$$

Une C.N.S. pour que toutes les composantes soient estimables est que la famille  $(V_k, S_{i, l})$  soit libre.

Résultat : Toutes les composantes de la covariance sont estimables dès que le nombre K de composantes de la covariance de Z est strictement inférieur à 20.

Soit en effet une combinaison linéaire :

$$\sum_{i=1}^K \lambda_i V_i + \sum_{j=1}^{36} \mu_j S_j = U$$

Les termes de la diagonale de U sont du type :  $\lambda_1 + \mu_j$  ;

$U = 0$  implique :

$$-\lambda_1 = \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_{36}$$

Un terme en dehors de la diagonale est de la forme :

$\lambda_i + \mu_j/2$  ( $i \neq j$ ). Si ces termes sont nuls on a :

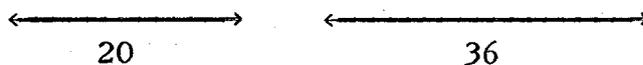
$$\lambda_2 = \lambda_3 = \dots = \lambda_K = \frac{\lambda_1}{2}$$

Si  $K < 20$ , la matrice  $\sum_{i=1}^K \lambda_i V_i$  a un terme nul ce qui implique qu'un  $\mu_j$  est nul et donc tous les coefficients de la combinaison linéaire sont nuls.

Remarques :

. Si le modèle sur la covariance est complet (à 20 composantes), on ne peut estimer par la méthode de Rao les 20 composantes.

En effet, le système :  $(2\lambda, \lambda, \dots, \lambda, -2\lambda, -2\lambda, \dots, -2\lambda) \quad \lambda \neq 0$



rend nul la combinaison linéaire.

.. Dans la pratique, faisant une hypothèse de décroissance en module de la covariance, on supposera toujours  $\gamma_{20} = 0$ .

... La distance entre parcelles n'est pas nécessairement définie de façon symétrique en  $i$  et  $j$ , en particulier dès que l'on pense que lignes et colonnes ne jouent pas le même rôle.

Si on considère une distance  $d$  de la forme :

$$d^2((i, j), (i', j')) = (i - i')^2 + k^2 (j - j')^2$$

il faut introduire de nouvelles composantes de la variance puisque le couple  $((1, 1), (1, 2))$  n'est pas corrélé comme le couple  $((1, 1), (2, 1))$ . On étudiera au paragraphe 3 un exemple à 4 composantes de la covariance.

- C (1) =  $\sigma^2$
- C (2) = cov (I, II)
- C (3) = cov (I, III)
- C (4) = cov (I, IV)

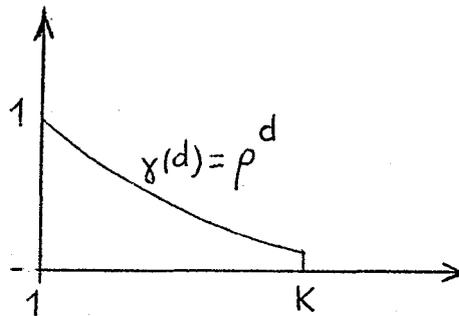
I	II	
III	IV	

les quatre composantes étant ici aussi toutes estimables.

A. Etude du MINQUE quand  $V^*$  varie.

Si  $V$  est la matrice de covariance de  $Z$ , la variance du MINQUE pour une métrique  $V^*$  sera minimum pour  $V^* = V$ .

Cherchons à préciser comment varie cette variance dans deux cas particulier : les modèles à  $K = 6$  et à  $K = 15$  composantes de la variance suivants



a) la variance vraie s'écrit :

$$V = \sum_{i=1}^K \rho^{d(k)} V_k$$

b) la métrique  $V^*$  est calculée en remplaçant dans la formule précédente  $\rho$  par  $\rho^*$ .

Les tableaux 1 et 2 donnent les variances (multipliées par 1 000) des MINQUE de  $\gamma_1$  et de  $\gamma_2$  en fonction de  $\rho$  et  $\rho^*$  (Remarque : la matrice de variance n'est plus définie positive pour  $\rho \geq 0,6$  si  $K = 6$ , pour  $\rho \geq 0,7$  pour  $K = 15$ ).

$\rho^*$ départ $\rho$ vrai	MINQUE de $\gamma_1$					
	0.	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
0.	59	59	59	62	73	139
0.1	63	63	64	66	76	137
0.2	75	74	74	75	83	133
0.3	96	94	92	90	94	128
0.4	127	123	118	113	110	123
0.5	173	166	156	144	131	123

$\rho^*$ $\rho$	MINQUE de $\gamma_2$					
	0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
0.	20	20	22	26	41	110
0.1	27	26	27	31	44	108
0.2	40	39	38	39	49	101
0.3	62	58	54	53	56	91
0.4	94	86	78	71	67	80
0.5	137	125	110	95	82	74

TABLEAUX 1 : K = 6

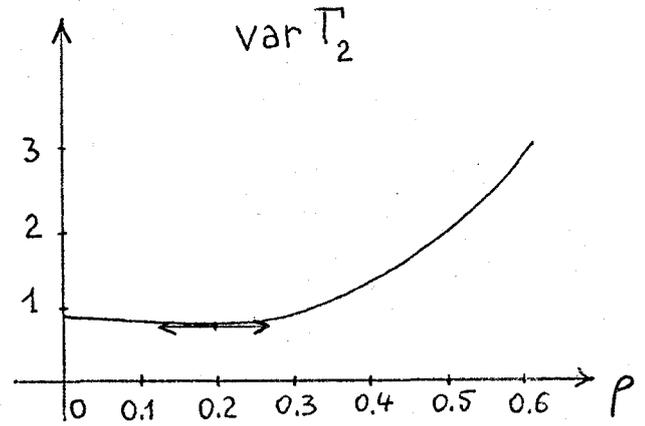
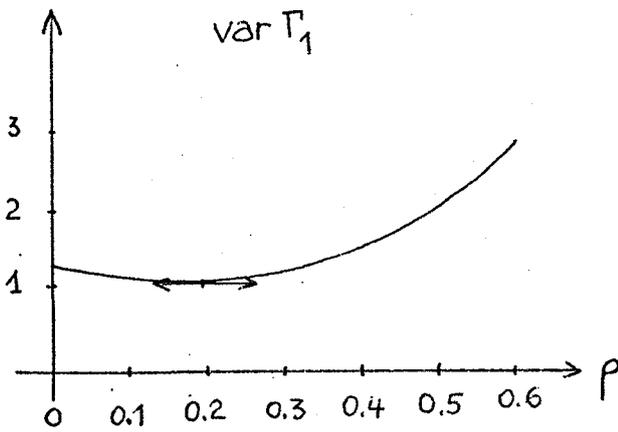
$\rho^*$	MINQUE DE $\gamma_1$							
	$\rho$	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
0.		82	83	86	94	108	144	281
0.1		95	94	96	101	112	142	256
0.2		121	117	115	117	125	147	239
0.3		161	153	148	145	148	167	232
0.4		219	206	196	189	186	192	237
0.5		294	276	260	247	237	231	250
0.6		380	358	337	317	298	279	266

$\rho^*$	MINQUE DE $\gamma_2$							
	$\rho$	0.0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
0.		44	46	50	58	75	113	253
0.1		61	59	61	67	80	112	229
0.2		90	85	83	85	94	118	212
0.3		134	124	117	115	118	134	205
0.4		195	179	167	159	155	162	208
0.5		273	251	232	217	205	199	218
0.6		359	332	307	285	264	244	231

TABLEAUX 2 : K = 15

Les tableaux sont disymétriques. On constate bien que à V fixé, c'est pour  $V = V^*$ , c'est-à-dire pour le MIVQUE, que les estimations sont les meilleures.

La variation de cette variance  $\text{var}(\Gamma)(V, V^*)$  est donnée par les figures ci-après.



Il est risqué de surestimer  $\rho$  dans la métrique  $V^*$  alors qu'on ne perd pas beaucoup de précision en prenant  $\rho^* < \rho$ .

Comme  $\rho$  est inconnu, une bonne stratégie consiste à prendre  $\rho^* = 0$ , donc  $V^* = I$

B. Etude du MINQUE pour  $V^* = I$ .

Les tableaux 3 et 4 donnent les variances (multipliées par 1 000) des MINQUE pour  $V^* = I$  des 6 premières composantes de la variance dans les cas  $K = 6$  et  $K = 15$ .

$\rho$ vrai	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$	$\gamma_4$	$\gamma_5$	$\gamma_6$
0.	59	20	24	24	17	36
0.1	63	27	29	26	19	36
0.2	75	40	39	30	23	36
0.3	96	62	56	39	31	36
0.4	127	94	82	53	42	38
0.5	173	137	119	74	59	42

TABLEAU 3 :  $K = 6$

$\rho$ vrai	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$	$\gamma_4$	$\gamma_5$	$\gamma_6$
0.	82	44	50	48	42	61
0.1	95	61	65	62	57	75
0.2	121	90	92	84	81	96
0.3	161	134	134	118	116	123
0.4	219	195	193	165	163	156
0.5	294	273	267	223	220	195
0.6	380	359	348	289	281	235

TABLEAU 4 : K = 15

C. Comparaison aux estimateurs classiques.

Si on suppose connue la moyenne  $m$  du processus ( $m = 0$ ), on sait estimer  $\gamma_1$  et  $\gamma_2$

$$\gamma_1 \text{ par } S_1 = \frac{1}{36} \sum_{i,j} Z_{ij}^2 \quad \text{et}$$

$$\gamma_2 \text{ par } S_2 = \frac{1}{60} \sum_{d(I,J)=1} Z_I \cdot Z_J$$



Les tableaux comparatifs des variances des estimateurs de  $\gamma_1$  et  $\gamma_2$  sont donnés dans le cas d'un modèle toujours à 6 C.V.,  $\gamma(d) = \rho^d$  si  $d < d(6)$ .

$\rho$ vraie		0.	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
$\gamma_1$	MINQUE Id	59	63	75	96	127	173
	MIVQUE	59	63	74	90	110	123
	$S_1$	56	58	65	80	105	146
$\gamma_2$	MINQUE Id	20	27	40	62	94	137
	MIVQUE	20	26	38	53	67	74
	$S_2$	66	82	122	193	308	482

TABLEAU 5.

- Bien que l'estimateur  $S_1$  soit calculé avec une information supplémentaire très importante ( $m$  est supposée connue) sa variance n'est jamais beaucoup plus petite que celle du MIVQUE, et même, pour  $\rho = 0,5$  le MIVQUE devient meilleur que  $S_1$ .

- Le comportement de  $S_2$  est en revanche systématiquement moins bon que ceux du MINQUE et du MIVQUE, et dans un bon rapport. La comparaison à l'estimateur  $S_3 = \frac{1}{35} \sum (Z_{ij} - \bar{Z})^2$  n'a pas de sens puisque cet estimateur est biaisé dès que le modèle est à plus d'une composante de la variance.

D. Comparaison avec les estimateurs du maximum de vraisemblance.

Pour le processus précédent (variance  $\sigma^2$  et corrélation en  $\rho^d$ ) on peut envisager au moins deux démarches pour estimer  $\sigma^2$  et  $\rho$ .

1°/ Estimation par le maximum de vraisemblance (MV). L'étude ci-dessous a été faite en supposant connue la moyenne  $m$  du processus.

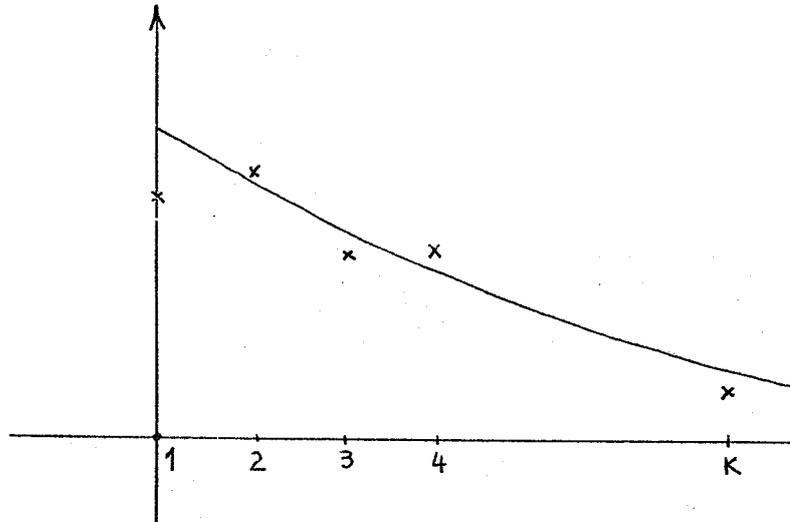
2°/ La méthode du MINQUE ( $V^* = I$ ) permet d'estimer  $K$  composantes de la variance  $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_K$ . Sous l'hypothèse

$$\gamma_i = \sigma^2 \rho^i$$

un lissage obtenu en minimisant

$$D^2(\hat{\gamma}, \sigma^2, \rho) = \sum_{i=1}^K \frac{1}{V_i} (\hat{\gamma}_i - \sigma^2 \rho^i)^2$$

(où  $V_i = \mathcal{J}^{-1}(i, i) = \widehat{\text{var}} \Gamma_i$ ) permet d'estimer  $\sigma^2$  et  $\rho$  (Méthode M + L)



Ces deux démarches ne donnant plus des estimateurs quadratiques, on ne peut plus calculer exactement la variance des estimateurs. On ne peut qu'estimer ces variances par simulation. Par ailleurs ces estimateurs n'ont aucune raison d'être sans biais. La simulation permet en même temps d'estimer le biais.

La simulation a été faite en tirant un échantillon de taille 100 pour chaque valeur de  $\rho$ .

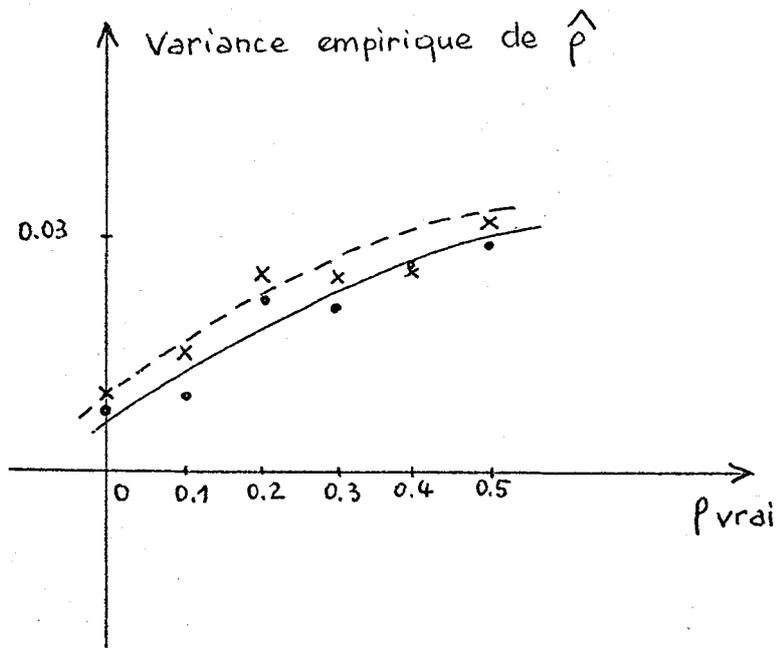
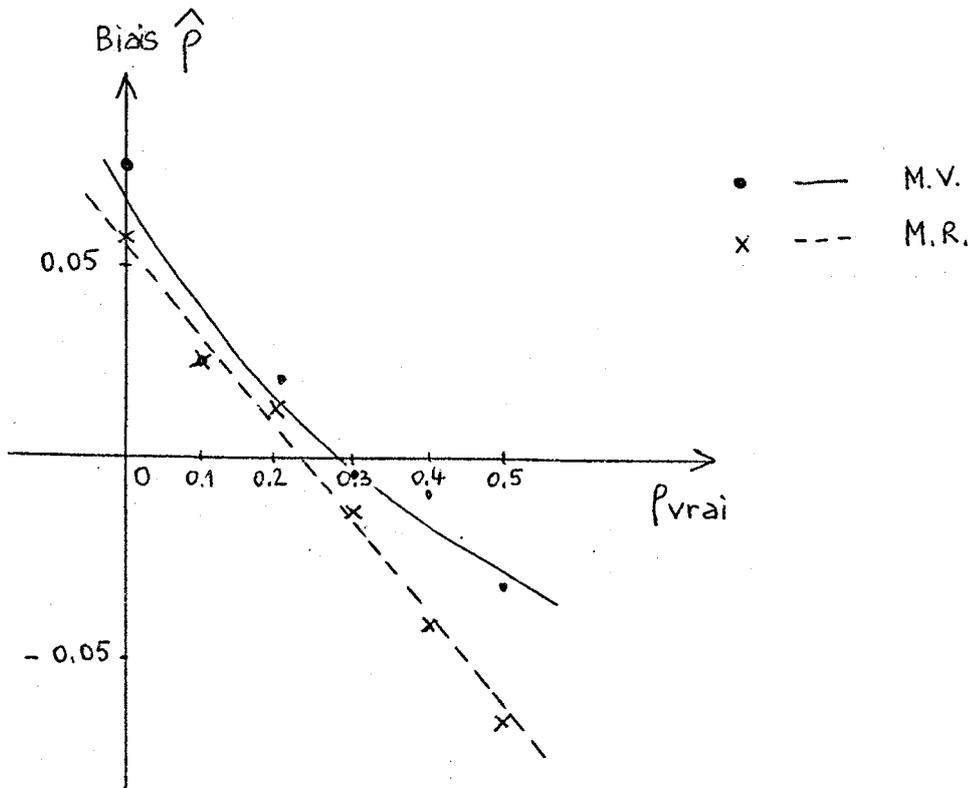
Les tableaux 6 et 7 donnent pour  $\sigma^2 = 1$  et diverses valeurs de  $\rho$  les estimées (multipliées par 1 000) ainsi obtenues des biais et des variances, ainsi que l'écart quadratique déduit.

$\rho$	MV			M + L		
	Biais	Variance	Ec. Qu.	Biais	Variance	Ec. Qu.
0.	77	6	77,2	57	8	57,6
0,1	25	9	26,6	25	15	29,2
0,2	20	22	29,7	11	25	27,3
0,3	- 5	21	21,6	- 14	25	28,7
0,4	- 10	26	27,9	- 45	25	51,5
0,5	- 35	29	45,5	- 69	32	76,1

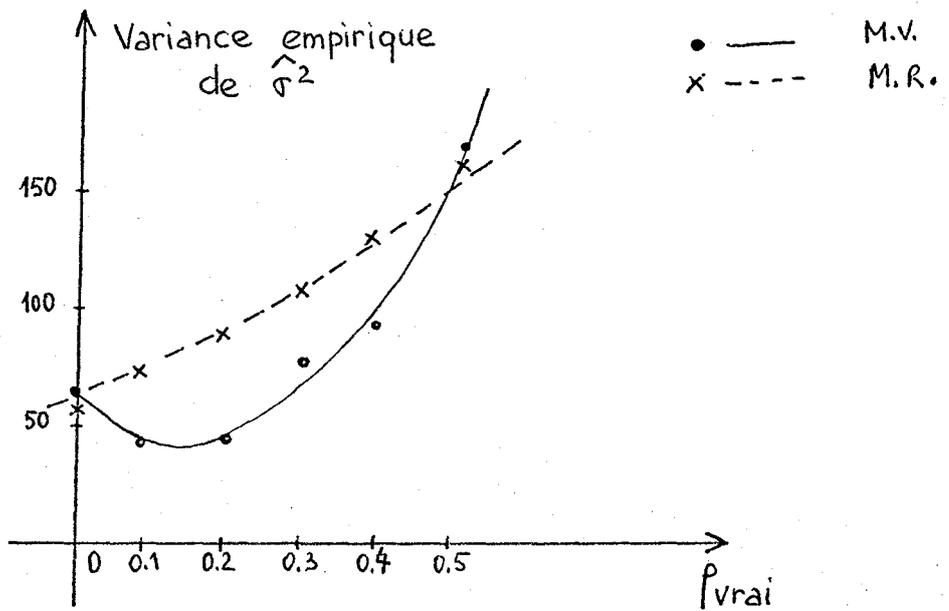
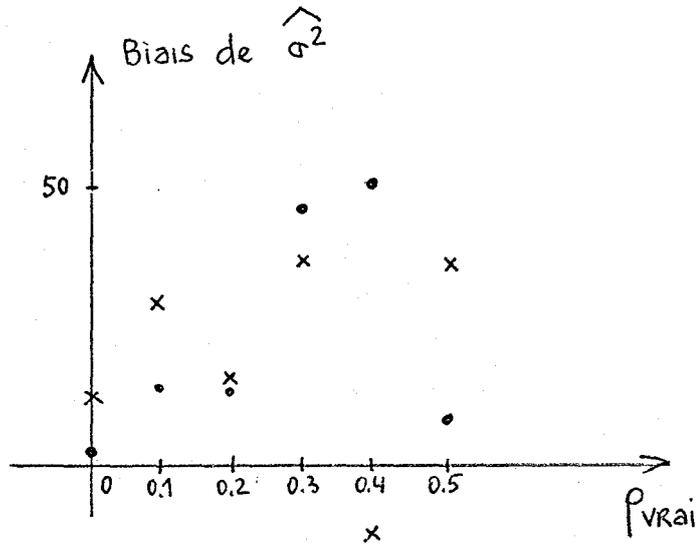
TABLEAU 6 : Comparaison d'estimateurs de  $\rho$

$\rho$	MV			M + L		
	Biais	Variance	Ec. Qu.	Biais	Variance	Ec. Qu.
0.	1	58	58,0	12	59	60,2
0,1	13	71	72,2	30	43	52,4
0,2	12	93	93,8	13	48	49,7
0,3	47	112	121,5	37	75	83,6
0,4	53	134	144,1	- 11	97	97,6
0,5	9	159	159,3	34	169	172,4

TABLEAU 7 : Comparaison d'estimateurs de  $\sigma^2$



Estimation de  $\rho$  par les deux méthodes



Estimation de  $\sigma^2$  par les deux méthodes

On constate encore que malgré la connaissance a priori de  $m$  la méthode MV n'est jamais bien meilleure que la méthode M + L et qu'elle lui est même parfois inférieure.

E. Estimations du variogramme du processus.

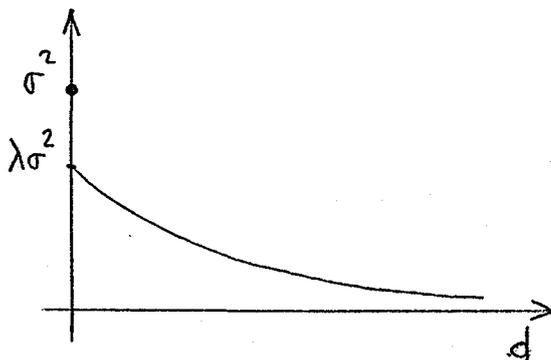
Soit  $Z$  un processus stationnaire du second ordre.

$$\begin{aligned} E ((Z(M+d) - Z(M))^2) &= \sigma^2 + m^2 - 2(C(d) + m^2) + \sigma^2 + m^2 \\ &= 2(\sigma^2 - C(d)) = 2(C(0) - C(d)) \end{aligned}$$

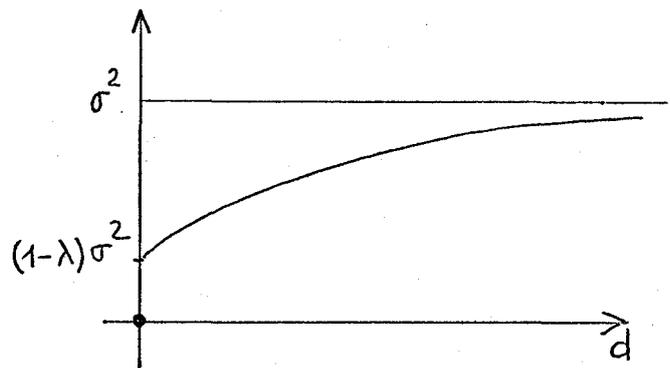
Une estimation couramment faite est celle du variogramme

$$d \mapsto v(d) = C(0) - C(d) = \sigma^2 - C(d)$$

dans lequel  $\sigma^2$  est confondu avec les différentes covariances



Exemple de covariance isotropique



Variogramme associé

L'estimation est donnée par : 
$$v(d) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (Z(M_i + \bar{d}) - Z(M_i))^2$$

C'est une estimation quadratique d'une combinaison linéaire des covariances, non biaisée et invariante par translation sur  $m$  moyenne de  $Z$ . Aussi est-il intéressant de la comparer au MINQUE et MIVQUE pour différents types de modèle de covariance.

Modèle de covariance : 
$$\begin{cases} C(d) = \rho^d & \text{si } d \leq d(6) \\ C(d) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (K = 6 \text{ composantes})$$

Sont estimées  $v(1)$ ,  $v(\sqrt{2})$ ,  $v(2)$  et  $v(2\sqrt{2})$ ; le tableau 8 fournit les variances vraies des MINQUE et de l'estimation classique du variogramme (multipliées par 1 000). Le MINQUE pour  $V^* = I$  est toujours meilleur que l'estimation classique. Le MINQUE est d'autant meilleur que  $\rho$  est important ainsi que  $d$ . Mais le gain en moyenne n'est pas énorme. Les estimations classiques du variogramme pour ce type de décroissance de la covariance sont bonnes.

Ce même type de comportement relatif est encore vérifié pour un modèle analogue à  $K > 6$  composantes de la variance.

RAO :  $\rho^*$  de départ

$\rho$ vrai		0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	Classique
$\rho = 0$	v (1)	72	72	73	73	73	73	74.4
	v ( $\sqrt{2}$ )	76	76	77	77	78	80	84.8
	v (2)	77	77	78	79	79	99	79.9
	v ( $2\sqrt{2}$ )	88	89	92	95	100	140	101.6
$\rho=0.1$	v (1)	54	54	54	55	55	55	55.8
	v ( $\sqrt{2}$ )	69	69	69	69	70	71	76.5
	v (2)	76	75	75	76	77	99	79
	v ( $2\sqrt{2}$ )	90	88	89	91	96	140	104
$\rho=0.2$	v (1)	41	41	41	41	41	41	41.7
	v ( $\sqrt{2}$ )	59	58	58	58	59	59	65.1
	v (2)	73	72	71	71	73	93	76.4
	v ( $2\sqrt{2}$ )	94	90	90	90	94	130	110
$\rho=0.3$	v (1)	30	30	30	30	30	30	30.6
	v ( $\sqrt{2}$ )	49	48	47	47	47	48	53.5
	v (2)	69	67	66	66	67	82	72.3
	v ( $2\sqrt{2}$ )	100	95	93	92	94	120	117
$\rho=0.4$	v (1)	22	22	21	21	21	21	22.1
	v ( $\sqrt{2}$ )	40	38	37	37	37	37	43
	v (2)	64	62	62	62	61	67	67
	v ( $2\sqrt{2}$ )	110	100	98	96	94	110	124
$\rho=0.5$	v (1)	16	16	15	15	15	15	16.1
	v ( $\sqrt{2}$ )	34	32	31	30	30	30	36
	v (2)	60	60	60	59	57	53	62.4
	v ( $2\sqrt{2}$ )	110	110	110	100	98	91	131

TABLEAU 8.

Modèle de covariance en  $(1, \rho, 0, \dots)$ .

$\text{Var } Z = 1, \quad \text{Var } (Z_I, Z_J) = \rho \text{ si } d = 1 \text{ et } 0 \text{ sinon.}$

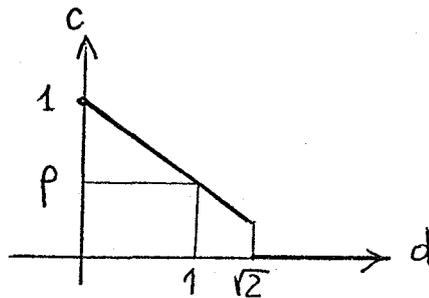
Dans le cas d'un champ carré  $6 \times 6$ , la matrice de corrélation est définie positive pour  $\rho = 0, 0.1, 0.2$ .

La seule estimation du variogramme est celle de  $v(1) = C(0) - C(1)$

$\rho$ vrai	MINQUE			Est. classique
	$\rho = 0$	0.1	0.2	
0	72	74	78	74.4
0.1	53	52	52	54.6
0.2	40	37	37	41.4

$(\times 10^{-3})$

Modèle de covariance linéaire à 3 composantes.



Dans ce cas, la matrice de variance covariance est définie positive pour  $\rho = 0.2, 0.3, 0.4, 0.4, 0.5$ .

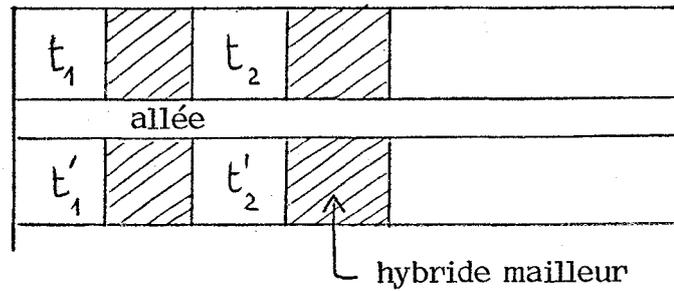
	$\rho$ vrai	MINQUE pour $V^* = I$	Est. classique
V (1)	0.2	47	101
	0.3	33	73
	0.4	24	52
	0.5	20	38
V ( $\sqrt{2}$ )	0.2	110	126
	0.3	73	82
	0.4	57	55
	0.5	49	44

Ici, le gain en prenant le MINQUE est appréciable.

### 3. ESTIMATIONS DANS UN CAS REEL.

Un plan maillé d'étude de variété de maïs nous a été communiqué par M. FELIX du Service d'Expérimentation de la Minière (INRA).

Dans les blocs, les variétés à étudier sont réparties au hasard mais les parcelles sont séparées par d'autres parcelles sur lesquelles est cultivé un hybride mailleur peu "agressif".



Ceci peut être considéré comme un essai à blanc de l'hybride mailleur ; les résultats sont les suivants pour les parcelles intermédiaires.

		j		j'	
235	264	259	280	274	245
218	255	246	248	276	278
274	272	231	236	238	271
240	246	212	233	244	254
235	225	263	256	254	277
266	261	253	213	217	237

$$\hat{m} = \bar{Z} = 379$$

On suppose que la distance entre les parcelles de la maille est la distance

$$d((i, j), (i', j')) = (i - i')^2 + (j - j')^2$$

et que le processus est de moyenne constante et isotropique.

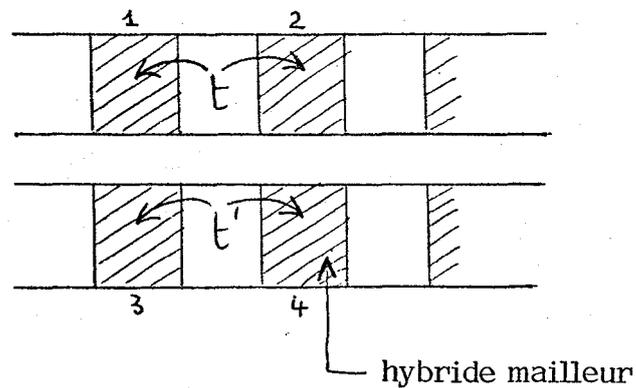
	Estimations de	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$	$\gamma_4$	$\gamma_5$	$\gamma_6$
	Cova- riances	Dans un modèle à 1 composante	379	×	×	×	×
2 composantes		398	96	×	×	×	×
3 "		396	93	- 24	×	×	×
4 "		396	94	- 23	2	×	×
5 "		396	93	- 24	2	0	×
6 "		405	103	- 13	12	10	94
10 "		417	117	2	27	27	112
		C(1)	C(2)	C(3)	C(4)	C(5)	C(6)
Corré- lation	1	1	×	×	×	×	×
	2	1	. 24	×	×	×	×
	3	1	. 23	- . 06	×	×	×
	4	1	. 23	- . 06	. 006	×	×
	5	1	. 23	- . 06	. 006	- . 001	×
	6	1	. 25	- . 03	. 031	. 027	. 23
	10	1	. 28	. 005	. 066	. 066	. 27

A la vue de ces résultats, il semble qu'un modèle à 3 composantes de la variance est satisfaisant la covariance étant

$$1, \quad . 23, \quad . 06, \quad 0 \dots\dots$$

Cependant, l'hypothèse sur l'isotropie avec la distance choisie est contestable ; les lignes (Blocs), et les colonnes ne jouent pas le même rôle, en particulier si il existe une compétition entre les variétés et l'hybride meilleur peu agressif donc assez agressé : la varitété T agresse l'hybride meilleur en 1 et 2, aussi peut-on penser que la corrélation entre 1 et 2 est relativement importante ;

étant donnée l'existence d'une allée entre 1 et 3 et de bords moins larges, il n'en est pas a priori de même entre 1 et 3.



Sur ces mêmes données, on estime les composantes de la variance dans un nouveau modèle à 4 composantes.

$$C(1) = \sigma^2 = \text{variance des observations}$$

$$C(2) = \text{cov}(Z_1, Z_2)$$

$$C(3) = \text{cov}(Z_1, Z_3)$$

$$C(4) = \text{cov}(Z_1, Z_4)$$

les autres covariances étant supposées nulles.

Les résultats sont les suivants :

$$\widehat{C}(1) = 396$$

$$\rho(1) = 1$$

$$\widehat{C}(2) = 174$$

$$\rho(2) = .44$$

$$\widehat{C}(3) = 11$$

$$\rho(3) = .03$$

$$\widehat{C}(4) = -24$$

$$\rho(4) = -.06$$

L'introduction de C (1) et C (2) comme deux composantes distinctes fait apparaître les rôles disymétriques des lignes et des colonnes.

BIBLIOGRAPHIE :

- [1] C.R. RAO (1971)  
Estimation of variance and covariance components. MINQUE theory  
(Journal of Multivariate Analysis 1, pp. 257-275).
- [2] C.R. RAO (1971)  
Minimum variance unbiased quadratic estimators (MIVQUE) of  
variance components.  
(Journal of Multivariate Analysis ; 1, pp. 445-456).
- [3] J. MOUSSA (1974)  
L'estimation optimale des composantes de la variance dans les  
modèles mixtes : une étude des méthodes de C.R. RAO  
(Thèse - Paris XI).
- [4] C. DUBY, X. GUYON, B. PRUM (1974)  
Précision des plans d'expérience sur un champ aléatoire  
(Publication Paris XI).

