

Fontainebleau

N-195

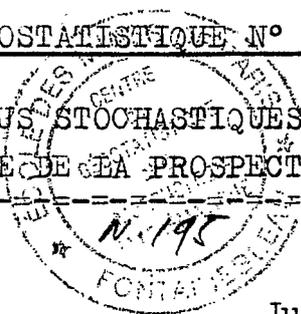
NOTE GEOSTATISTIQUE N° 110

PROCESSUS STOCHASTIQUES ET  
STRATEGIE DE LA PROSPECTION

---

G. MATHERON

Juin 1970



PROCESSUS STOCHASTIQUES ET STRATEGIE DE LA PROSPECTION

-----

<u>Introduction</u>	1
I - <u>Le cas fini</u>	2
1 - Loi de $Y_1, Y_2, \dots, Y_N$	3
2 - Interprétation	4
3 - Exemples des lois gamma	6
4 - Cas de $m = \infty$	8
II - <u>Le cas infini</u>	9
1 - Passage à la limite	9
2 - Interprétation	11
3 - Remarque	14
4 - Exemple (lois gamma et lois stables)	14
5 - Autre exemple (succès et échecs)	16
III - <u>Le processus conditionné</u>	17
1 - La loi conditionnelle de $v_k$	17
2 - Calcul de la fonction auxiliaire $R_{k-1}$	18
3 - Exemple	19
4 - Loi de $Y_{k-1}$ à $Y_1, \dots, Y_k$ fixés	21
5 - L'estimation des paramètres	21
IV - <u>Version vulgarisée</u>	22



PROCESSUS STOCHASTIQUES ET STRATEGIE DE LA PROSPECTION  
=====

INTRODUCTION  
=====

Je me propose, dans ce qui suit, de passer en revue quelques types de processus stochastiques qui puissent servir à représenter le déroulement dans le temps de la prospection, disons pétrolière (pour fixer les idées) d'un territoire donné.

Les auteurs américains (cf. article de G.M. Kaufman) utilisent des modèles statistiques fondés sur un usage exclusif de la loi lognormale, et, ce qui est plus grave, sur un mode de raisonnement "par différence" dont on peut contester sérieusement la légitimité.

D'une part, la forme exacte de cette loi statistique du côté des faibles valeurs n'a aucune importance réelle, de l'autre le nombre  $N$  total des gisements existant réellement dans la zone à prospector n'a probablement pas de signification réelle, précisément parce que la définition de ce qu'est gisement et de ce qui ne l'est pas devient arbitraire du côté de ces faibles valeurs. La formulation ci-dessous - inspirée de la théorie des processus à accroissements indépendants et positifs - tend à supprimer ces pseudo-problèmes en admettant, en quelque sorte, qu'il existe dans la zone considérée un nombre infini de gisements mais dont la plupart sont infiniment petits, de sorte que seuls sont définis les nombres  $N(y)$  des gisements de taille  $y$  supérieure à  $y > 0$  donné et leurs lois  $F_y$  (qui sont des lois tronquées).

Du fait qu'un gisement donné doit avoir, en gros, une probabilité de découverte proportionnelle à sa taille  $Y$ , la distribution empirique des  $n(t)$  gisements trouvés au temps  $t$  est profondément biaisée, et l'on ne pourra reconstituer les lois a priori qu'en résolvant d'assez délicats problèmes de statistique mathématique. Nous ne ferons guère ci-après que poser ces problèmes, dont la solution exigera des moyens assez puissants.

L'idée de base est de représenter la prospection par un processus (non markovien, on le verra),  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n, \dots$  où  $Y_n$  est la taille du  $n^{\text{ième}}$  gisement trouvé. (il est entendu que  $Y_n = 0$  ou, plus généralement  $Y_n$  inférieur à un  $y_0$  donné signifie que le  $n^{\text{ième}}$  essai est un échec). Le problème est de déterminer la loi conditionnelle de  $Y_{k+1}, Y_{k+2} \dots$  à  $Y_1 = y_1, \dots, Y_k = y_k$  fixés.

On note qu'on ne s'embarasse pas ici de contraintes géométriques. Si les  $Y_n$  représentent les surfaces des gisements (ce qui est l'interprétation la plus plausible lorsque l'on admet que la probabilité de découverte est proportionnelle à  $Y_n$ ) on devrait avoir une condition du type  $\sum Y_n \leq S$  où  $S$  est la surface totale de la zone. Mais ces contraintes géométriques sont difficiles à exprimer, et nous n'en tiendrons pas compte. Néanmoins, comme nous le verrons, la théorie des processus à accroissements indépendants nous permettra indirectement d'associer une image géométrique à notre formulation abstraite.

### I - Le cas fini

Soit  $N$  un nombre entier donné,  $X_1, X_2 \dots X_N$   $N$  variables aléatoires positives indépendantes de même loi  $F$  et d'espérance  $m = E(X) < \infty$ . Nous désignons par :

$$\Phi(\lambda) = \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} F(dx) \quad \text{la transformée de Laplace de la loi } F$$

$$G(dx) = \frac{x}{m} F(dx) \quad \text{la loi de l'autopondérée de } X$$

$$\gamma(\lambda) = \frac{1}{m} \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} G(dx) = \frac{\Phi'(\lambda)}{\Phi'(0)} \quad \text{la transformée de la loi } G$$

A  $X_i = x_i$  fixés, on tire au sort l'une des variables  $X_1, \dots, X_N$  en attribuant la probabilité  $X_j / \sum X_i$  à la variable  $X_j$ . On définit ainsi une variable  $Y_1$  de loi :

$$P(Y_1 = X_{i_1}) = \frac{X_{i_1}}{\sum X_i}$$

Par récurrence, pour  $k \leq N$ , on tire au sort  $Y_k$  parmi les  $N-k+1$  variables  $X_i$  restantes, selon la loi :

$$(1) \quad P(Y_k = X_{i_k}) = \frac{X_{i_k}}{\sum_{i=1}^N X_i - \sum_{p=1}^{k-1} X_{i_{p-1}}} \quad (i_k \neq i_1, i_2, \dots, i_{k-1})$$

Autrement dit, le processus (fini)  $Y_1, \dots, Y_N$  est une permutation aléatoire de  $N$  variables indépendantes  $X_1, \dots, X_N$ , construite selon la loi (1) qui attribue à chacune des variables subsistant au temps  $k$  une probabilité proportionnelle à sa valeur numérique.

### 1 - Loi de $(Y_1, \dots, Y_N)$

Soit  $(i_1, i_2, \dots, i_N)$  une permutation de  $(1, 2, \dots, N)$ . Pour  $k \leq N$ , et  $x_1, x_2, \dots, x_N$  donnés, l'évènement :

$$\{X_i \in (x_i, x_i + dx_i), i = 1, 2, \dots, N \text{ et } Y_1 = X_{i_1}, \dots, Y_k = X_{i_k}\}$$

à la probabilité :

$$\frac{x_{i_1}}{x_{i_1} + x_{i_2} + \dots + x_{i_N}} \frac{x_{i_2}}{x_{i_2} + \dots + x_{i_N}} \dots \frac{x_{i_k}}{x_{i_k} + \dots + x_{i_N}} F(dx_{i_1}) F(dx_{i_2}) \dots F(dx_{i_N})$$

Par suite, l'évènement :

$$\{Y_i \in (y_i, y_i + dy_i), i = 1, 2, \dots, k \text{ et } Y_i = X_{i_k}, i = 1, 2, \dots, k\}$$

a pour probabilité :

$$y_1 F(dy_1) \dots y_k F(dy_k) \int \frac{F(dy_{k+1}) \dots F(dy_N)}{(y_1 + \dots + y_N) \dots (y_k + \dots + y_N)}$$

Il suffit de multiplier par le nombre  $\frac{N!}{(N-k)!}$  des choix possibles des  $k$  premiers indices  $i_1, \dots, i_k$  de la permutation pour obtenir la loi de  $(Y_1, \dots, Y_k)$ , soit :

$$(2) \quad m^k \frac{N!}{(N-k)!} G(dy_1) \dots G(dy_k) \int \frac{F(dy_{k+1})}{y_1 + \dots + y_N} \dots \frac{F(dy_N)}{y_k + \dots + y_N}$$

Cherchons la transformée de Laplace de la loi 2 :

$$\begin{aligned} E(e^{-\lambda_1 Y_1 \dots \lambda_k Y_k}) &= m^k \frac{N!}{(N-k)!} \int e^{-\lambda_1 y_1} G(dy_1) \dots e^{-\lambda_k y_k} G(dy_k) \dots \\ &\dots F(dy_{k+1}) \dots F(dy_N) \int e^{-\mu_1 (y_1 + \dots + y_N)} \dots e^{-\mu_k (y_k + \dots + y_N)} \\ &\quad d\mu_1 \dots d\mu_k \end{aligned}$$

soit, en échangeant l'ordre des intégrations :

$$(3) \quad E(e^{\sum_{i=1}^k \lambda_i Y_i}) = m^k \frac{N!}{(N-1)!} \int \gamma(\lambda_1 + \mu_1) \dots \gamma(\lambda_k + \mu_1 + \dots + \mu_k) \Phi^{N-k}(\mu_1 + \dots + \mu_k) d\mu_1 \dots d\mu_k$$

On notera, en passant, la relation suivante, valable pour  $s$  positif quelconque (entier ou non), qui s'établit par récurrence :

$$\begin{aligned} \int \gamma(\mu_1) \gamma(\mu_1 + \mu_2) \dots \gamma(\mu_1 + \dots + \mu_k) \Phi^s(\mu_1 + \dots + \mu_k) d\mu_1 \dots d\mu_k &= \\ &= \frac{1}{m^k} \frac{\Gamma(1+s)}{\Gamma(1+s+k)} \end{aligned}$$

( $\Gamma$  est la fonction eulérienne habituelle).

Pour  $k = N$ , on obtient la loi de la séquence complète  $(Y_1, \dots, Y_N)$ , soit :

$$(2') \quad m^N N! \prod_{i=1}^N \frac{G(dy_i)}{y_i + y_{i+1} + \dots + y_N}$$

$$(3') \quad E(e^{\sum_{i=1}^k \lambda_i Y_i}) = m^N N! \int \gamma(\lambda_1 + \mu_1) \dots \gamma(\lambda_N + \mu_1 + \dots + \mu_N) d\mu_1 \dots d\mu_N$$

## 2 - Interprétation

Nous allons interpréter la loi (3') en considérant  $\mu_1, \dots, \mu_N$  comme des paramètres aléatoires. On note que l'expression :

$$\frac{\gamma(\lambda_k + \mu_1 + \dots + \mu_k)}{\gamma(\mu_1 + \dots + \mu_k)}$$

est la transformée de Laplace de la loi

$$(4) \quad \frac{e^{-(\mu_1 + \dots + \mu_k)x} G(dx)}{\gamma(\mu_1 + \dots + \mu_k)}$$

qui se déduit de G par une pondération exponentielle. On peut donc interpréter (3') en disant que les  $Y_k$  sont N variables indépendantes admettant respectivement les lois (4) conditionnellement en  $M_1 = \mu_1, \dots, M_N = \mu_N$ , les  $M_k$  désignent N variables aléatoires positives dont la loi admet la densité :

$$(5) \quad m^N N! \gamma(\mu_1) \gamma(\mu_1) \gamma(\mu_1 + \mu_2) \dots \gamma(\mu_1 + \dots + \mu_N) d\mu_1 \dots d\mu_N$$

Si l'on conditionne seulement sur les k premiers  $M_i$ , les variables  $Y_1, \dots, Y_k$  ont encore les lois (4) conditionnellement en  $M_1 = \mu_1, \dots, M_k = \mu_k$ , avec pour  $(M_1, \dots, M_k)$  la loi :

$$(5') \quad m^k \frac{N!}{(N-k)!} \gamma(\mu_1) \dots \gamma(\mu_1 + \dots + \mu_k) \bar{\Phi}^{(N-k)}(\mu_1 + \dots + \mu_k)$$

On le voit en intégrant (5) en  $\mu_{k+1}, \dots, \mu_N$ , ou, aussi bien, en partant directement de (3).

Faisons maintenant le changement de variable :

$$(6) \quad \left| \begin{array}{l} v_k = \mu_1 + \dots + \mu_k \\ (0 \leq v_1 \leq v_2 \leq \dots \leq v_N) \end{array} \right.$$

Les  $Y_k$  ont les lois conditionnelles :

$$(7) \quad \frac{e^{-v_k x}}{\gamma(v_k)} G(dx)$$

les  $v_k$  désignant des v.a. positives ordonnées dont la loi a pour densité :

$$(7') \quad m^N N! \gamma(v_1)\gamma(v_2)\dots\gamma(v_N) dv_1\dots dv_N$$

$$(0 \leq v_1 \leq \dots \leq v_N)$$

La loi des  $v_1$  admet une interprétation simple. Soient, en effet,  $Z_1, \dots, Z_N$   $N$  variables indépendantes admettent la même loi  $m\gamma(z)ds$ , et  $i_1, i_2, \dots, i_N$  la permutation (aléatoire) définie par :

$$Z_{i_1} \leq Z_{i_2} \leq \dots \leq Z_{i_N}$$

(l'égalité éventuelle dans la relation  $\leq$  a une probabilité nulle, et n'entraîne pas d'ambiguïté dans la définition p.s. de la permutation  $i_1 \dots i_N$ ). Alors les variables :

$$v_k = Z_{i_k}$$

ont justement la loi (7'). D'où le résultat :

Soient  $Z_1, \dots, Z_N$   $N$  V.A. indépendantes de densité  $m\gamma(z)$ , et  $v_1, \dots, v_N$  les mêmes V.A. rangées par ordre croissant. Conditionnellement à  $v_1, \dots, v_k$  fixés,  $Y_1, \dots, Y_k$  sont  $k$  variables indépendantes admettant respectivement les lois :

$$\frac{e^{-v_i Y_i}}{\gamma(v_i)} G(dy_i) \quad (i = 1, 2, \dots, k)$$

### 3 - Exemple des lois gamma

Prenons comme loi  $F$  la loi gamma  $(a, \alpha)$ , soit

$$\left| \begin{array}{l} F(dx) = \frac{a^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-ax} dx, \quad \Phi(\lambda) = \left(\frac{a}{a+\lambda}\right)^\alpha \\ G(dx) = \frac{a^{\alpha+1}}{\Gamma(\alpha+1)} x^\alpha e^{-ax} dx, \quad \gamma(\lambda) = \left(\frac{a}{a+\lambda}\right)^{\alpha+1} \\ m = \frac{\alpha}{a} \end{array} \right.$$

Pour avoir des notations condensées, nous désignerons par  $S_{\alpha}$  une variable gamma  $(\alpha, 1)$ , de densité

$\frac{x^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} e^{-x}$ . Ici, donc, F est la loi de  $\frac{1}{a} S_{\alpha}$  et G celle de  $\frac{1}{a} S_{1+\alpha}$ .

A  $v_k$  fixé,  $Y_k$  a la loi :

$$\frac{e^{-v_k x}}{\Gamma(v_k)} G(dx) \rightarrow \frac{\gamma(\lambda+v_k)}{\gamma(v_k)} = \left(\frac{a+v_k}{a+v_k+\lambda}\right)^{1+\alpha}$$

donc équivaut en loi à  $\frac{1}{a+v_k} S_{1+\alpha}$ . Ainsi :

$$(8) \quad Y_k \equiv \frac{1}{a+v_k} S_{1+\alpha}^{(k)} \quad (k=1, 2, \dots, N)$$

avec des  $S_{1+\alpha}^{(k)}$  indépendantes, et des  $v_k$  dont la loi est :

$$N! \alpha^N \left(\frac{1}{a+v_1}\right)^{1+\alpha} \dots \left(\frac{1}{a+v_N}\right)^{1+\alpha} dv_1 \dots dv_N$$

$$(0 \leq v_1 \leq \dots \leq v_N)$$

Posons :

$$B_k = \frac{a}{a+v_k}$$

Ces  $B_k$  ont la densité :

$$N! \alpha^N B_1^{\alpha-1} B_2^{\alpha-1} \dots B_N^{\alpha-1} = N! \alpha^N B_1^{\alpha N-1} \frac{B_2^{\alpha(N-1)-1}}{B_1^{\alpha(N-1)}} \dots \frac{B_N^{\alpha-1}}{B_{N-1}^{\alpha}}$$

$$(1 \geq B_1 \geq B_2 \geq \dots \geq B_N \geq 0)$$

Mais, à  $B_{k-1}$  fixé, la loi de densité

$$\alpha^{(N-k+1)} \frac{B_k^{\alpha(N-k+1)-1}}{B_{k-1}^{\alpha(N-k+1)}} \quad (0 \leq B_k \leq B_{k-1})$$

est celle du produit  $B_{k-1} \prod_k$ , où  $\prod_k$  a la densité :

$$(9) \quad \alpha(N-k+1) \omega_k^{\alpha(N-k+1)-1} \quad (0 \leq \omega_k \leq 1)$$

Autrement dit, on peut écrire :

$$B_k \equiv \overline{\pi}_1 \overline{\pi}_2 \dots \overline{\pi}_k$$

avec des variables  $\overline{\pi}_i$  indépendantes, dont les lois admettent les densités :

$$\alpha(N-i+1) \omega_i^{\alpha(N-i+1)-1} \quad (i = 1, 2, \dots, k)$$

En résumé, dans le cas où F est la loi gamma (a, α), on a les équivalences :

$$(10) \quad Y_k \equiv \frac{1}{a} \overline{\pi}_1 \overline{\pi}_2 \dots \overline{\pi}_k S_{1+\alpha}^{(k)} \quad (k = 1, 2, \dots, N)$$

où les  $\overline{\pi}_k$  sont N variables indépendantes admettant les lois (9), et les  $S_{1+\alpha}^{(k)}$  N variables gamma indépendantes entre elles et indépendantes des  $\overline{\pi}_k$ .

Cette relation (10) permet de construire de proche en proche une réalisation du processus sans qu'il soit nécessaire de fixer au préalable les N variables  $Y_k$ . Nous verrons que le procédé se généralise au cas infini.

#### 4 - Cas de m = ∞

Dans ce qui précède, on a supposé  $m = \int_0^\infty x F(dx) < \infty$ , mais

cette hypothèse ne joue au fond aucun rôle. Désignons, en effet, par H la mesure positive :

$$H(dx) = x F(dx)$$

et par  $\eta(\lambda)$  sa transformée de Laplace :

$$\eta(\lambda) = - \Phi'(\lambda)$$

On a  $m = \eta(0) < \infty$  si et seulement si la mesure  $H$  est sommable. Il est aisé de reprendre les calculs faits en 1/ en remplaçant  $mG$  par  $H$  et  $m\gamma$  par  $\eta$ , et toutes les conclusions subsistent :

Soient  $M_1, \dots, M_k$   $k$  variables admettant la loi :

$$(11) \quad \frac{N!}{(N-k)!} \eta(\mu_1) \eta(\mu_1 + \mu_2) \dots \eta(\mu_1 + \dots + \mu_k) \Phi^{(N-k)}(\mu_1 + \dots + \mu_k) d\mu_1 \dots d\mu_k$$

A  $M_1 = \mu_1 \dots M_k = \mu_k$  fixés, les  $k$  premières variables  $Y_n$  sont indépendantes, et admettent les lois :

$$(11') \quad \frac{e^{-(\mu_1 + \dots + \mu_k) y_n} H(dy_n)}{\eta(\mu_1 + \dots + \mu_k)}$$

Autrement dit, encore, on a :

$$(11'') \quad E(e^{-\lambda \sum_{n=1}^k Y_k}) = \frac{N!}{(N-k)!} \int \eta(\lambda_1 + \mu_1) \dots \eta(\lambda_k + \mu_1 + \dots + \mu_k) \Phi^{(N-k)}(\mu_1 + \dots + \mu_k) d\mu_1 \dots d\mu_k$$

## II - Le cas infini

### 1 - Passage à la limite

Nous allons maintenant faire tendre vers l'infini le nombre  $N$  des "gisements" et choisir la loi  $F$  de manière à ce que la somme  $X_1 + \dots + X_N$  reste p.s. finie. Cette loi limite sera nécessairement indéfiniment divisible, et nous pouvons donc supposer dès le départ que la transformée  $\Phi$  de  $F$  est de la forme :

$$\Phi(\lambda) = e^{-t\psi(\lambda)}, \quad \psi(\lambda) = \int_0^\infty \frac{1 - e^{-\lambda x}}{x} G(dx)$$

où  $G$  désigne cette fois une mesure positive sur  $(0, \infty)$ , et  $t$  un nombre positif. On a :

$$\eta(\lambda) = t \psi'(\lambda) e^{-t\psi(\lambda)}$$

et on remarque que  $\psi'(\lambda)$  est la transformée de la mesure  $G$ . Donc la mesure  $G$  est sommable si et seulement si la loi  $F$  admet une espérance finie.

Portons ces expressions de  $\Phi$  et  $\eta$  dans (11"). On trouve pour la loi des  $k$  premières  $Y_n$  :

$$\frac{t^k N!}{(N-k)!} \int \psi'(\lambda_1 + \mu_1) \dots \psi'(\lambda_k + \mu_1 + \dots + \mu_k) e^{-t\psi(\lambda_1 + \mu_1) \dots - t\psi(\lambda_k + \mu_1 + \dots + \mu_k)} e^{-(N-k)t \psi(\mu_1 + \dots + \mu_k)} d\mu_1 \dots d\mu_k$$

Si  $N \rightarrow \infty$ ,  $t \rightarrow 0$  avec  $Nt \rightarrow \theta < \infty$ ,  $t^k \frac{N!}{(N-k)!}$  tend vers  $\theta^k$  et le théorème de Lebesgue montre que l'on peut passer à la limite sous le signe d'intégration. La loi des  $k$  premières variables  $Y_n$  du processus infini obtenu par ce passage à la limite est donc :

$$(12) \quad E(e^{-\sum_{n=1}^k \lambda_n Y_n}) = \theta^k \int \psi'(\lambda_1 + \mu_1) \dots \psi'(\lambda_k + \mu_1 + \dots + \mu_k) e^{-\theta\psi(\mu_1 + \dots + \mu_k)} d\mu_1 \dots d\mu_k$$

Cette loi décrit entièrement le processus  $Y_n$  - c'est-à-dire le déroulement d'une campagne de prospection indéfiniment prolongée. La somme :

$$\sum_{n=1}^{\infty} Y_n$$

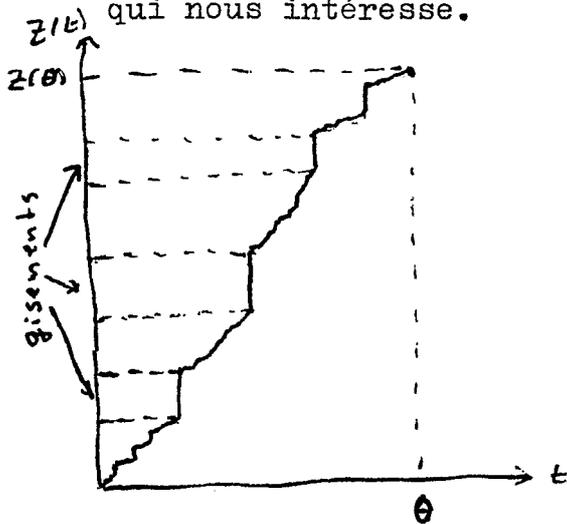
est p.s.  $< \infty$ , et admet la loi  $e^{-\theta \psi(\lambda)}$ . Le nombre  $N(y)$  des gisements de taille  $Y > y$  est une variable de Poisson de paramètre

$$\theta(y) = \theta \int_y^{\infty} \frac{G(dx)}{x}$$

Si l'intégrale  $\int_0^{\infty} \frac{G(dx)}{x}$  est convergente,  $N(0)$ , c'est-à-dire

le nombre des gisements de taille  $> 0$ , est une variable de Poisson, donc est p.s. fini. Dans le processus de prospection  $Y_n$ , les  $Y_n$  sont

donc p.s. tous nuls au delà d'un rang fini. Au contraire, si l'intégrale diverge, les  $Y_n$  ne s'annulent pas au-delà d'un rang fini (bien que leurs espérances aillent en décroissant). C'est, en principe, ce cas qui nous intéresse.



$$Z(\theta) = \sum_{n=0}^{\infty} Y_n$$

Géométriquement, on peut désigner par  $Z(t)$  un processus à accroissements positifs et indépendants, de loi

$$E(e^{-\lambda Z(t)}) = e^{-t \psi(\lambda)}$$

Les "gisements" sont les sauts de ce processus entre 0 et  $\theta$ . En particulier

La zone à prospecter est imagée par le segment  $[0, Z(\theta)]$  de l'axe des  $z$ , que les sauts du processus découpent selon une partition représentant les gisements. Le processus de prospection consiste à implanter au hasard des points sur  $[0, Z(t)]$ , en retirant, après chaque essai, le saut  $Y_n$  qui vient d'être touché.

## 2 - Interprétation

Comme dans le paragraphe précédent, on peut interpréter la loi (12) à l'aide d'un processus auxiliaire  $M_1, M_2, \dots$ . Conditionnellement à  $M_1 = \mu_1, \dots, M_k = \mu_k$  fixés, les  $Y_1 \dots Y_k$  ont la transformée de Laplace :

$$\frac{\gamma(\lambda_1 + \mu_1)}{\gamma(\mu_1)} \dots \frac{\gamma(\lambda_k + \mu_1 + \dots + \mu_k)}{\gamma(\mu_1 + \dots + \mu_k)} \quad (\gamma(\lambda) = \psi'(\lambda))$$

Ce sont donc  $k$  V.A. indépendantes, la loi de  $Y_i$  ( $1 \leq i \leq k$ ) admettant la loi :

$$\frac{e^{-(\mu_1 + \dots + \mu_i)y}}{\gamma(\mu_1 + \dots + \mu_i)} G(dy)$$

qui se déduit de  $G$  par une pondération exponentielle. Le processus auxiliaire  $M_1, M_2, \dots$  est défini par sa loi temporelle qui est la suivante : pour tout entier  $k$ , la variable vectorielle  $(M_1, \dots, M_k)$  admet la densité :

$$\theta^k \gamma(\mu_1) \gamma(\mu_1 + \mu_2) \dots \gamma(\mu_1 + \dots + \mu_k) e^{-\theta \psi(\mu_1 + \dots + \mu_k)}$$

Le changement de variable (6) donne pour les  $Y'_n$  les lois conditionnelles :

$$(12) \quad \frac{\theta^{-v_n y}}{\gamma(v_n)} G(dy)$$

avec (pour tout entier  $k$ ) des  $v_1, \dots, v_k$  aléatoires admettant la densité :

$$\left| \begin{array}{l} \theta^k \gamma(v_1) \gamma(v_2) \dots \gamma(v_k) e^{-\theta \psi(v_k)} \\ (0 \leq v_1 \leq v_2 \leq \dots) \end{array} \right.$$

Mais  $\gamma(\lambda) = \psi'(\lambda)$ . Si nous posons :

$$1 - K(x) = e^{-\theta \psi(x)}$$

$K(x)$  est la fonction de répartition d'une loi de probabilité :

$$K(dx) = \theta \gamma(x) e^{-\theta \psi(x)} dx$$

(puisque  $\psi(x) = \int_0^x \gamma(\lambda) d\lambda$  est une fonction croissante).

La loi (12') des  $k$  premiers paramètres  $v_n$  se met donc sous la forme :

$$\frac{K(dv_1)}{1-K(v_1)} \dots \frac{K(dv_k)}{1-K(v_{k-1})}$$

$$(0 \leq v_1 \leq \dots \leq v_k)$$

Ainsi,  $v_1$  obéit à la loi  $K$  ; à  $v_1$  fixé,  $v_2$  obéit à la loi

$\frac{K(dv_2)}{1-K(v_1)}$  : cette loi est celle d'une variable  $v$  dont la loi a priori serait  $K$ , mais qui serait prise conditionnellement en  $v \geq v_1$ . Autrement dit encore,  $\psi$  étant croissante, posons :

$$X_n = \theta \psi(v_n)$$

On a :

$$P(X_1 \geq x_1) = 1 - K(v_1) = e^{-\theta \psi(v_1)} = e^{-x_1}$$

Puis :

$$P(X_2 \geq x_2 | X_1 = x_1) = \frac{1-K(v_2)}{1-K(v_1)} = e^{-\theta\phi(v_2)+\theta\phi(v_1)} = e^{-(x_2-x_1)}$$

Ainsi, les  $X_n = \theta \phi(v_n)$  constituent un processus de Poisson de paramètre 1. On a :

$$\begin{aligned} X_1 &= S_1 \\ &\dots\dots\dots \\ X_n &= S_1 + S_2 + \dots + S_n \\ &\dots\dots\dots \end{aligned}$$

les  $S_n$  désignant des variables exponentielles indépendantes, de lois  $e^{-s}$ . D'où le procédé suivant qui permet d'obtenir tous les processus du type qui nous intéresse ici :

a/ choisir une mesure positive  $G(dx)$  sur la demi droite  $(0, \infty)$  vérifiant  
 $\int_0^\infty \frac{G(dx)}{x} < \infty$ , et poser :

$$\gamma(\lambda) = \int_0^\infty e^{-\lambda x} G(dx), \quad \phi(\lambda) = \int_0^\lambda \gamma(\mu) d\mu$$

b/ choisir un nombre  $\theta \geq 0$ , et se donner une suite  $S_n$  de variables indépendantes admettant la même loi de densité  $e^{-s}$ . Définir le processus croissant  $0 \leq v_1 \leq v_2 \leq \dots$  par la relation :

$$\phi(v_n) = \frac{S_1 + \dots + S_n}{\theta}$$

c/ Conditionnellement à  $v_1, v_2, \dots, v_k$  fixés, les  $k$  premières variables du processus  $Y_n$  sont alors indépendantes, et la loi de  $Y_n$  est :

$$\frac{e^{-v_n y}}{\gamma(v_n)} G(dy)$$

Ce procédé se prête particulièrement bien à des études par simulation. Rappelons l'interprétation des éléments constitutifs du processus  $Y_n$  :

d/ La loi a priori de la somme  $\sum_{n=1}^\infty Y_n$  admet la transformée  $e^{-\theta\phi(\lambda)}$ .

Son espérance :

$$E\left(\sum_{n=1}^{\infty} Y_n\right) = \theta \phi'(0) = \theta \int_0^{\infty} G(dx)$$

est finie si et seulement si la mesure  $G$  est sommable. Pour un  $y$  donné, le nombre  $N(y)$  des gisements de taille  $> y$  est un Poisson de paramètre  $\theta \int_0^{\infty} \frac{G(dx)}{x}$ .

### 3 - Remarque

Le processus  $(Y_n, S_n)$  est markovien, mais  $Y_n$  ne l'est évidemment pas. En vue des applications, l'un des problèmes qu'il faudra résoudre va consister à trouver la loi conditionnelle de  $Y_{k+1}, Y_{k+2} \dots$  à  $Y_1, \dots, Y_k$  fixés (puisque c'est de cette loi que dépend la décision de continuer la prospection ou de l'arrêter au temps  $k$ ). (l'autre problème essentiel sera celui de l'inférence statistique : estimer  $\theta$  et  $G$  à partir des  $k$  premières valeurs numériques  $y_1, \dots, y_k$ ).

Lorsque :

$$\phi(v_k) = T_k = \frac{S_1 + \dots + S_k}{\theta}$$

(ou, ce qui revient au même,  $v_k$  lui-même) est connu, le processus défini par  $Y'_1 = Y_{k+1}, Y'_2 = Y_{k+2}, \dots$  est du même type que le processus initial, mais avec des lois modifiées. Posons, en effet :

$$\begin{cases} G_k(dx) = e^{-v_k x} G(dx) \\ \phi_k(\lambda) = \phi(\lambda + v_k) - \phi(v_k) \end{cases}$$

Le processus construit à partir de  $\phi_k$  est identique en loi au processus  $Y'_n = Y_{n+k}$ .

On voit que le problème de l'inférence statistique se ramènera essentiellement à l'estimation de  $v_k$  à  $y_1, \dots, y_k$  connus.

### 4 - Exemple (lois gamma et lois stables)

Prenons  $G$  la mesure de densité  $\frac{x^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} e^{-ax}$  (avec  $a \geq 0$ ).

Le cas le plus intéressant est  $\alpha \leq 1$  (mesure  $\frac{G}{X}$  non sommable, donc une infinité de gisements potentiels). On a :

$$\gamma(\lambda) = \frac{1}{(a+\lambda)^\alpha}$$

$$\phi(\lambda) = \frac{1}{1-\alpha} [(a+\lambda)^{1-\alpha} - a^{1-\alpha}] \quad (a \neq 1)$$

$$= \log \frac{a+\lambda}{a} \quad (\alpha = 1)$$

Pour  $a = 0$  et  $\alpha < 1$ , le processus  $e^{-t\phi(\lambda)}$  est un processus à loi stable. Pour  $\alpha = 1$  et  $a > 0$ , c'est un processus à loi gamma. Effectuons le changement de variable :

$$\phi(v) = T$$

Soit :

$$\left| \begin{array}{l} a + v = [(1-\alpha)T + a^{1-\alpha}]^{1/1-\alpha} \quad (\alpha \neq 1) \\ a + v = a e^T \quad (\alpha = 1) \end{array} \right.$$

A  $v_k$  fixé,  $Y_k$  obéit à la loi de densité :

$$\frac{(a+v_k)^\alpha}{\Gamma(\alpha)} y^{\alpha-1} e^{-(a+v_k)y}$$

Soit :

$$Y_k \equiv \frac{1}{a + v_k} S_\alpha$$

où  $S_\alpha$  est une variable gamma réduite. Donc, en désignant par  $T_1, \dots, T_n$  les variables  $T_n = \frac{S_1 + \dots + S_n}{\theta}$  associées au processus de Poisson 2/-b, le processus  $Y_n$  est défini par :

$$(13) \quad \left| \begin{array}{l} Y_k = \frac{S^{(k)}}{(1-\alpha)T_k + a^{1-\alpha}}^{1/1-\alpha} \quad (\alpha \neq 1) \\ Y_k = \frac{1}{a} S^{(k)} e^{-T_k} \quad (\alpha = 1) \end{array} \right.$$

où les  $S_{\alpha}^{(k)}$  désignent une suite de variables gamma de paramètre  $\alpha$  indépendantes les unes des autres et des  $T_k$ .

Dans le cas  $\alpha = 1$ , on a :

$$e^{-T_k} = e^{-\frac{S_1 + \dots + S_k}{\theta}} = \pi_1 \pi_2 \dots \pi_k$$

et les  $\pi_n$  forment une suite de variables indépendantes admettant la même densité :

$$(14) \quad \theta^{-\omega} \omega^{\theta-1} \quad (0 \leq \omega \leq 1)$$

Les  $Y_k$  eux-mêmes sont de la forme :

$$(14') \quad Y_k = \frac{1}{a} S^{(k)} \pi_1 \pi_2 \dots \pi_k$$

avec des variables  $S^{(k)}$  exponentielles indépendantes entre elles et des  $\pi_k$ . Ce cas est le plus simple que l'on puisse envisager.

#### 5 - Autre exemple (succès et échecs)

Prenons une mesure  $G$  sommable de la forme :

$$\left| \begin{array}{l} G = q \delta + p H \\ p+q = 1, \int_0^{\infty} H(dx) = 1 \end{array} \right.$$

Cette loi comporte des zéros avec des probabilités non nulles, et correspond peut-être mieux au déroulement d'une prospection réelle. On a ici :

$$\left| \begin{array}{l} \gamma(\lambda) = q + p \eta(\lambda) \\ \phi(\lambda) = q\lambda + p \int_0^{\lambda} \eta(\mu) d\mu \end{array} \right.$$

A  $v_k$  fixé,  $Y_k$  obéit à la loi :

$$\frac{e^{-v_k y} (q \delta + p H)}{q + p \eta(v_k)}$$

Autrement dit, on a :

$$Y_k = 0 \text{ avec la probabilité } \frac{q}{q + p \eta(v_k)}$$

et, avec la probabilité  $\frac{p \eta(v_k)}{q + p \eta(v_k)}$ ,  $Y_k$  est une variable de loi :

$$\frac{e^{-v_k y}}{\eta(v_k)} H(dy)$$

La suite des  $v_n$  se déduit du processus de Poisson :

$$T_n = \frac{S_1 + \dots + S_n}{\theta}$$

par le changement de variable

$$q v_n + \int_0^{v_n} \eta(\mu) d\mu = T_n$$

### III - Le processus conditionné

D'après la remarque II-3/, le processus  $Y'_n = Y_{n+k}$  conditionné par  $Y_1 = y_1, \dots, Y_k = y_k$  ne dépend que de  $v_k$ . Ainsi, la prédiction des résultats de la prospection postérieure à l'essai  $N^k$  ne fait intervenir que la loi conditionnelle de  $v_k$  à  $Y_1, \dots, Y_k$  fixés.

#### 1 - La loi conditionnelle de $v_k$ à $Y_1, \dots, Y_k$ fixés

La loi a priori de  $Y_1, \dots, Y_k, v_1, \dots, v_k$  est, comme on l'a vu :

$$\theta^k \frac{e^{-v_1 y_1} G(dy_1)}{\gamma(v_1)} \dots \frac{e^{-v_k y_k} G(dy_k)}{\gamma(v_k)} \gamma(v_1) \dots \gamma(v_k) e^{-\theta \phi(v_k)} dv_1 \dots dv_k$$

( $v_1 \leq v_2 \leq \dots \leq v_k$ )

Ainsi, la loi conditionnelle de  $v_k$  à  $Y_1 = y_1, \dots, Y_k = y_k$  admet la densité :

$$\frac{e^{-v_k y_k} e^{-\theta\psi(v_k)} \int_0^{v_k} e^{-v_{k-1} y_{k-1}} dv_{k-1} \int_0^{v_{k-1}} \dots \int_0^{v_2} e^{-v_1 y_1} dv_1}{\int_0^\infty e^{-v_k y_k} e^{-\theta\psi(v_k)} dv_k \int_0^{v_k} \dots \int_0^{v_2} e^{-v_1 y_1} dv_1}$$

Introduisons la fonction auxiliaire :

$$(III,1) \quad R_{k-1}(v; y_1, \dots, y_{k-1}) = \int_0^v e^{-v_{k-1} y_{k-1}} dv_{k-1} \int_0^{v_{k-1}} \dots \int_0^{v_2} e^{-v_1 y_1} dv_1$$

(qui ne dépend pas de la loi du processus). On voit que la loi conditionnelle de  $v_k$  admet la densité :

$$(III,2) \quad \frac{e^{-v_k y_k - \theta\psi(v_k)} R_{k-1}(v_k; y_1, \dots, y_{k-1})}{\int e^{-v_k y_k - \theta\psi(v_k)} R_{k-1}(v_k; y_1, \dots, y_{k-1}) dv_k}$$

## 2 - Calcul de la fonction auxiliaire $R_{k-1}$

Cherchons la transformée de Laplace (en  $v$ ) de la fonction  $R_{k-1}$ , soit :

$$\begin{aligned} & \int_0^\infty e^{-\lambda v} dv \int_0^v e^{-v_{k-1} y_{k-1}} dv_{k-1} \int_0^{v_{k-1}} \dots \int_0^{v_2} e^{-v_1 y_1} dv_1 = \\ & \int_0^\infty e^{-\lambda(\mu_1 + \dots + \mu_k)} d\mu_k \int_0^\infty e^{-y_{k-1}(\mu_1 + \dots + \mu_{k-1})} d\mu_{k-1} \dots \int_0^\infty e^{-\mu_1 y_1} d\mu_1 = \\ & = \int e^{-(y_1 + \dots + y_{k-1} + \lambda) \mu_1 - (y_2 + \dots + y_{k-1} + \lambda) \mu_2 - \dots - (y_{k-1} + \lambda) \mu_{k-1} - \lambda \mu_k} \\ & \quad d\mu_1 d\mu_2 \dots d\mu_k = \\ & = \frac{1}{\lambda} \prod_{i=1}^{k-1} \frac{1}{y_i + y_{i+1} + \dots + y_{k-1} + \lambda} \end{aligned}$$

Cette expression se décompose en fractions rationnelles :

$$\frac{1}{\lambda} \prod_{i=1}^{k-1} \frac{1}{y_i + \dots + y_{k-1} + \lambda} = \sum_{i=1}^{k-1} \frac{A_i}{y_i + \dots + y_{k-1} + \lambda} + \frac{A_k}{\lambda}$$

avec :

$$\left| \begin{aligned} A_i &= (-1)^{k-i} \frac{1}{y_1 + \dots + y_{i-1}} \frac{1}{y_2 + \dots + y_{i-1}} \dots \frac{1}{y_{i-1}} \frac{1}{y_i} \frac{1}{y_i + y_{i+1}} \dots \frac{1}{y_i + \dots + y_{k-1}} \\ A_k &= \frac{1}{y_1 + \dots + y_{k-1}} \dots \frac{1}{y_{k-2} + y_{k-1}} \frac{1}{y_{k-1}} \end{aligned} \right.$$

On trouve, par suite :

$$(III-3) \quad R_{k-1}(v; y_1, \dots, y_{k-1}) = \sum_{i=1}^{k-1} A_i e^{-(y_i + \dots + y_{k-1})v} + A_k$$

D'où l'expression de la densité conditionnelle (III-2) :

$$(IV-4) \left\{ \begin{aligned} & \frac{e^{-v_k y_k - \theta \psi(v_k)} R_{k-1}(v_k; y_1, \dots, y_{k-1})}{\sum_{i=1}^k A_i Q(y_i + \dots + y_k)} \\ Q(y) &= \int_0^{\infty} e^{-y v - \theta \psi(v)} dv \end{aligned} \right.$$

La transformée de Laplace de cette loi conditionnelle est alors :

$$E(e^{-\lambda v_k} | y_1, \dots, y_k) = \frac{\sum_{i=1}^k A_i Q(y_i + \dots + y_k + \lambda)}{\sum_{i=1}^k A_i Q(y_i + \dots + y_k)}$$

### 3 - Exemples

Plaçons nous dans le cas du processus multiplicatif (14'),

avec :

$$\frac{a}{a+v_k} = \pi_1 \pi_2 \dots \pi_k$$

L'espérance de  $Y_{k+1}$  à  $Y_1, \dots, Y_k$  fixés est :

$$E(Y_{k+1} | y_1, \dots, y_k) = \frac{1}{a} \frac{\theta}{\theta+1} E\left(\frac{a}{a+v_k} | y_1, \dots, y_k\right)$$

et tout se ramène au calcul de l'espérance conditionnelle de  $\frac{a}{a+v_k}$  qui est :

$$E\left(\frac{a}{a+v_k} | y_1, \dots, y_k\right) = a \int_0^{\infty} e^{-a\lambda} E(e^{-\lambda v_k} | y_1, \dots, y_k) d\lambda$$

Mais on a ici :

$$e^{-\theta\psi(z)} = \left(\frac{a}{a+z}\right)^{\theta}$$

d'où

$$\begin{aligned} \int_0^{\infty} e^{-a\lambda} Q(y+\lambda) d\lambda &= \iint e^{-a\lambda - (y+\lambda)z - \theta\psi(z)} dz = \\ &= \int_0^{\infty} \frac{1}{a+z} e^{-yz - \theta\psi(z)} dz = \frac{1}{a} \int_0^{\infty} e^{-yz} \left(\frac{a}{a+z}\right)^{\theta+1} dz \end{aligned}$$

D'où l'espérance conditionnelle :

$$\left| \begin{aligned} E\left(\frac{a}{a+v_k} ; y_1, \dots, y_k\right) &= \frac{\sum_1^k A_i U_{1+\theta}(y_i + \dots + y_k)}{\sum_1^k A_i U_{\theta}(y_i + \dots + y_k)} \\ U_{\theta}(y) &= \int_0^{\infty} e^{-yz} \left(\frac{a}{a+z}\right)^{\theta} dz = \frac{a^{\theta}}{\Gamma(\theta)} \int_0^{\infty} \frac{x^{\theta-1} e^{-ax}}{x+y} dy \end{aligned} \right.$$

De la même manière, on trouve pour le moment conditionnel d'ordre  $n$  :

$$E\left(\frac{a}{a+v_k} ; y_1, \dots, y_k\right) = \frac{\sum A_i U_{n+\theta}(y_i + \dots + y_k)}{\sum A_i U_{\theta}(y_i + \dots + y_k)}$$

Il suffit donc de tabuler les fonction  $U_{\theta+n}(y)$  et de calculer numériquement les  $A_i$  pour obtenir les moments successifs du facteur multiplicatif  $\frac{a}{a+v_k}$  donc, en particulier, les moments de  $Y_{k+1}$  conditionnés par  $y_1 = y_1, \dots, Y_k = y_k$ .

4 - Loi de  $Y_{k+1}$  à  $Y_1, \dots, Y_k$  fixés

Donnons encore, dans le cas général, l'expression de la loi conditionnelle de  $Y_{k+1}$  à  $Y_1 = y_1, \dots, Y_k = y_k$  fixés. A  $v_k$  fixé, la loi de  $v_{k+1}$  est :

$$\frac{\theta \psi'(v_{k+1}) e^{-\theta \psi(v_{k+1})}}{e^{-\theta \psi(v_k)}} dv_{k+1} \quad (v_{k+1} \geq v_k)$$

et celle de  $Y_{k+1}$  admet la transformée de Laplace :

$$\theta \int_{v_k}^{\infty} \frac{\psi'(\lambda + v_{k+1})}{\psi'(v_{k+1})} \psi'(v_{k+1}) e^{\theta \psi(v_k) - \theta \psi(v_{k+1})} dv_{k+1}$$

Compte tenu de (III-4), et en remarquant :

$$\int_0^{v_{k+1}} e^{-v_k y_k} R_{k-1}(v_k; y_1 \dots y_{k-1}) = R_k(v_{k+1}; y_1, \dots, y_k)$$

on voit que la loi conditionnelle de  $Y_{k+1}$  à  $Y_1 = y_1, \dots, Y_k = y_k$  admet la transformée :

$$(III-5) \quad \frac{\theta \int_0^{\infty} \psi'(\lambda + v_{k+1}) e^{-\theta \psi(v_{k+1})} R_k(v_{k+1}; y_1, \dots, y_k) dv_{k+1}}{\sum_{i=1}^k A_i Q(y_1 + \dots + y_k)}$$

On en déduit sans peine l'espérance et la variance conditionnelle de  $Y_{k+1}$ .

5 - L'estimation des paramètres

Pour estimer les paramètres ( $\theta$ , et les paramètre de  $\psi$ ), on peut songer à la méthode du maximum de vraisemblance. Pour cela, formons d'abord l'expression de la loi a priori de  $Y_1, \dots, Y_k$ . En supposant que la mesure  $G$  admette la densité  $g$ , cette loi a pour densité :

$$g(y_1) \dots g(y_k) \int_0^\infty e^{-\theta\psi(v_k) - v_k y_k} dv_k \int_0^{v_k} e^{-v_{k-1} y_{k-1}} dv_{k-1} \dots \int_0^{v_{k-1}} e^{-v_1 y_1} dv_1 =$$

$$= g(y_1) \dots g(y_k) \sum_{i=1}^k A_i Q(y_i + \dots + y_k)$$

avec la fonction Q définie en (III-4).

La loi g dépend d'un certain nombre de paramètres, soient  $a_1, a_2, \dots, a_p$ . Q dépend de ces mêmes paramètres, et aussi de  $\theta$ . L'estimateur du maximum de vraisemblance, pour  $\theta$  et les  $a_i$ , est donc la solution du système :

$$\sum_i A_i \frac{\partial}{\partial \theta} Q(y_i + \dots + y_k) = 0$$

$$\sum_{r=1}^k \frac{1}{g(y_r)} \frac{\partial}{\partial a_j} g(y_r) + \frac{\sum_{i=1}^k A_i \frac{\partial Q}{\partial a_j} (y_i + \dots + y_k)}{\sum A_i Q(y_i + \dots + y_k)} = 0 \quad (j=1, 2, \dots, p)$$

Il est probable que, dans les applications, on utilisera des estimateurs moins bons mais plus faciles à former.

#### IV - Version vulgarisée

Bien qu'ils ne soient pas insolubles, les problèmes posés par l'inférence statistique et le passage au processus conditionné sont relativement ardues et conduisent à des calculs numériques assez longs. Dans les applications pratiques, on sera peut-être conduit à remplacer les processus précédents par des processus plus faciles à manipuler (mais moins satisfaisants sur le plan théorique). Par exemple, en démarquant (14'), on pourrait poser a priori :

$$(IV-1) \quad Y_k = Z_k \pi_1 \pi_2 \dots \pi_k$$

où les  $Z_k$  et les  $\pi_k$  seraient indépendantes, avec pour les  $Z_k$  une loi lognormale de médiane  $\gamma$  et de variance  $\sigma^2$ , et pour les  $\pi_k$  une autre loi lognormale de médiane  $\gamma'$  et de variance  $\sigma'^2$ , avec :

$$E(\pi) = \gamma' e^{\sigma'^2/2} < 1$$

(puisque les  $Y_k$  doivent décroître en moyenne). L'avantage évident de ce processus est qu'en passant aux logarithmes on n'a plus affaire qu'à des combinaisons linéaires gaussiennes. Ce point pourra faire l'objet de développements ultérieurs.

ADDITIF A LA NOTE GEOSTATISTIQUE N° 110  
-----

I - Schémas des échecs et succès.

Considérons le processus défini page 16 dans la note 110, et désignons par  $s_1, s_2, \dots$  les valeurs de l'indice  $n$  correspondant aux succès ( $Y_1 = Y_2 = \dots = Y_{s_1-1} = 0, Y_{s_1} \neq 0, Y_{s_1+1} = \dots = 0$  etc...). En posant :

$$Z_n = Y_{s_n}$$

on définit un nouveau processus, qui se déduit du processus initial  $Y_n$  en ne conservant que les succès. Il est clair, d'ailleurs, que le processus  $Z_n$  apporte moins d'information, au total, que le processus initial, puisque la considération de la longueur des séquences d'échecs successifs est certainement elle aussi instructive. Montrons seulement ici que le processus  $Z_n$  est encore du type défini dans la note 110 (avec  $G$  remplacé par  $H$  et  $\theta$  par  $\theta_p$ , selon les notations de la note 110, p. 16).

Posons :

$$\tau_n = v_{s_n}$$

(valeur du paramètre aléatoire  $v$  associé au  $n^{\text{ième}}$  succès). A  $\tau_1, \dots, \tau_n$  fixés, les  $Z_1, \dots, Z_n$  sont indépendants et  $Z_k$  admet la loi

$$\frac{e^{-\tau_k z} H(dz)}{\eta(\tau_k)}$$

comme on l'a déjà indiqué dans la note 110. Le problème consiste donc à déterminer la loi des  $\tau_n = v_{s_n}$ .

A  $v_1, v_2, \dots$  fixés, on a  $s_1 = 1$  avec la probabilité  $\frac{p\eta(v_1)}{q + p\eta(v_1)}$  et, plus généralement :

$$p(s_1 = r) = \prod_{i=1}^{r-1} \frac{q}{q + p\eta(v_i)} \times \frac{p\eta(v_r)}{q + p\eta(v_r)}$$

D'autre part, les variables

$$v_1 \leq \dots \leq v_r$$

admettent la densité

$$\theta^r \gamma(v_1) \dots \gamma(v_r) e^{-\theta\psi(v_r)}$$

(avec  $\gamma(v) = q + p\eta(v)$ ). On en déduit que la probabilité d'avoir :

$$s_1 = r \text{ et } \tau_1 \in (\tau, \tau + d\tau)$$

est :

$$e^{-\theta\psi(\tau)} p q^{r-1} \theta^r \eta(\tau) d\tau \int_0^\tau dv_{r-1} \int_0^{v_{r-1}} dv_{r-2} \dots \int_0^{v_2} dv_1 =$$

$$q^{r-1} \theta^r p \eta(\tau) \frac{\tau^{r-1}}{(r-1)!} e^{-\theta\psi(\tau)} d\tau$$

On en déduit :

a/ A  $\tau_1 = \tau$  fixé, le temps d'attente  $s_1 - 1$  du premier succès est une variable de Poisson de paramètre :

$$E(s_1 | \tau_1) = q \theta \tau_1$$

b/ La loi de  $\tau_1$  s'obtient en sommant de  $r = 1$  à l'infini la densité écrite ci-dessus, ce qui donne :

$$p \theta \eta(\tau) e^{q\theta\tau - \theta\psi(\tau)}$$

mais on a aussi :

$$\psi(\tau) = q \tau + p \int_0^\tau \eta(\lambda) d\lambda$$

Donc la loi de  $\tau_1$  admet la densité :

$$p \theta \eta(\tau_1) e^{-p\theta \int_0^{\tau_1} \eta(\lambda) d\lambda}$$

Autrement dit,  $\tau_1$  a même loi que le  $v_1$  associé au processus construit en remplaçant  $\theta$  par  $p\theta$  et  $\gamma$  par  $\eta$  (G par H).

Or à  $\tau_1 = v_r$  fixé, la suite du processus en aval a même loi que le processus  $(Y_2, Y_3, \dots)$  conditionné par  $v_1 = \tau_1$ . On en déduit sans peine :

a/ A  $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$  fixés, les temps d'attente  $s_1 - 1, \dots, s_n - s_{n-1} - 1$  des  $n$  premiers succès consécutifs sont des variables de Poisson indépendantes admettant les paramètres :

$$E(s_k - s_{k-1} - 1 | \tau_1, \dots, \tau_k) = q \theta (\tau_k - \tau_{k-1})$$

b/  $\tau_1, \dots, \tau_n$  admettent la même loi :

$$(p\theta)^n \eta(\tau_1) \dots \eta(\tau_n) e^{-p\theta \int_0^{\tau_n} \eta(\lambda) d\lambda}$$

que les  $v_1, \dots, v_n$  associés au processus  $(p\theta, H)$ .

Il en résulte bien que le processus  $Z_n = Y_{s_n}$  constitué des seuls succès est identique en loi au processus construit à partir de  $p\theta$  et  $H$ . Ces remarques permettent une simulation facile : A  $\tau_1, \dots, \tau_n$  fixés, les longueurs des séquences d'échec séparant les différents succès  $s_1, \dots, s_n$  sont des variables poissoniennes indépendantes entre elles et des  $Z_n$ . Du point de vue de l'inférence statistique, par contre, la connaissance de ces longueurs  $s_n - s_{n-1}$  apporte une information supplémentaire, non contenue dans le processus  $Z_n$ , car, aux  $Z_n$  fixés, les  $s_n$  et les  $\tau_n$  ne sont pas indépendants.

## II - Meilleur estimateur linéaire.

Considérons le processus défini par :

$$Y_n = Z_n + X_1 + X_2 + \dots + X_n \quad (n = 1, 2, \dots)$$

où les  $X_n$  et les  $Z_n$  sont deux suites de V.A. indépendantes admettant des espérances nulles et les variances

$$D^2(X_n) = a^2 \quad , \quad D^2(Z_n) = b^2$$

Connaissant  $Y_1, \dots, Y_n$ , on se propose de former le meilleur estimateur linéaire

$$Y_{n+p}^* = \sum_{k=1}^n \lambda_k Y_k$$

de  $Y_{n+p}$  ( $p > 0$ ). La matrice des covariances est ici :

$$(a) \quad \sigma_{kk'} = a^2 \text{Inf}(k, k') + b^2 \delta_{k, k'}$$

et: l'on doit donc résoudre le système :

$$(a') \quad \sum_{k'=1}^n \lambda_{k'} \sigma_{kk'} = \sigma_{k, n+p} = a^2 k \quad (k = 1, 2, \dots, n)$$

La solution ne dépend donc pas de  $p$  : le meilleur estimateur linéaire est le même pour tous les  $Y_{n+p}$ , et coïncide d'ailleurs avec le meilleur estimateur linéaire de la somme :

$$X_1 + \dots + X_n$$

Pour résoudre plus facilement le système (a'), nous compléterons le système d'indice par la valeur  $k = 0$ , en posant :

$$Y_0 = Z_0$$

( $Z_0$  indépendant de  $Z_1, Z_2 \dots$  et des  $X_n$ ). La covariance est encore donnée par (a). Le système (a') est remplacé par :

$$(b) \quad \sum_{k'=0}^n \lambda_{k'} \sigma_{kk'} = a^2 k \quad (k = 0, 1, 2, \dots, n)$$

Si la résolution de (b) conduit à  $\lambda_0 = 0$ , (et l'on voit assez clairement qu'il doit en être ainsi),  $(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  constituera la solution de (a').

1 - Calcul de l'expression :

$$\sum_{i=0}^n s^i \text{Inf}(i, j) = \sum_{i=0}^{j-1} i s^i + j \sum_{i=j}^n s^i$$

On part de

$$\sum_{k=0}^n s^k = \frac{1 - s^{n+1}}{1 - s} \quad , \quad \sum_{k=0}^n k s^k = \frac{s}{(1-s)^2} [1 - (n+1)s^n + n s^{n+1}]$$

D'où :

$$\sum_{i=0}^{j-1} i s^i = \frac{s}{(1-s)^2} [1 - j s^{j-1} + (j-1) s^j]$$

$$j \sum_{i=j}^n s^i = j \frac{s^j - s^{n+1}}{1-s}$$

et :

$$(c) \quad \sum_{i=0}^n s^i \text{Inf}(i, j) = s \frac{1 - s^j}{(1-s)^2} - j \frac{s^{n+1}}{1-s}$$

2 - Calcul de l'expression :

$$\sum_{i=0}^n s^i \sigma_{ij} = a^2 \sum_{i=0}^n s^i \text{Inf}(i, j) + b^2 s^j$$

Compte tenu de (c), on trouve :

$$(d) \quad \sum_{i=0}^n s^i \sigma_{ij} = a^2 \frac{s}{(1-s)^2} - a^2 \frac{s^{n+1}}{1-s} j + s^j [b^2 - a^2 \frac{s}{(1-s)^2}]$$

Désignons par  $\alpha$  et  $\beta$  les deux racines de l'équation

$$(e) \quad \frac{x}{(1-x)^2} = \frac{b^2}{a^2}$$

qui vérifient

$$\alpha\beta = 1 \quad , \quad \alpha + \beta = 2 + \frac{a^2}{b^2}$$

Pour  $s = \alpha$  ou  $\beta$ , (d) donne :

$$(f) \quad \left\{ \begin{array}{l} \sum \alpha^i \sigma_{ij} = b^2 - a^2 \frac{\alpha^{n+1}}{1-\alpha} j \\ \sum \beta^i \sigma_{ij} = b^2 - a^2 \frac{\beta^{n+1}}{1-\beta} j \end{array} \right.$$

et par différence :

$$(f') \quad \begin{aligned} \sum (\alpha^i - \beta^i) \sigma_{ij} &= a^2 \left[ \frac{\beta^{n+1}}{1-\beta} - \frac{\alpha^{n+1}}{1-\alpha} \right] j = \\ &= b^2 [\beta^n(1-\beta) - \alpha^n(1-\alpha)] j \end{aligned}$$

### 3 - Calcul des poids $\lambda_k$

De (f') résulte aussitôt que la solution du système

(b) est :

$$(g) \quad \lambda_i = \frac{a^2(\alpha^i - \beta^i)}{b^2[\beta^n(1-\beta) - \alpha^n(1-\alpha)]} \quad (i = 0, 1, \dots, n)$$

Comme  $\lambda_0 = 0$ , les  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$  constituent la solution du système initial (a'), et résolvent le problème posé.

4 - Variance du krigage

Si  $Y$  ( $= Y_{n+p}$ , ou  $X_1 + \dots + X_n$ ) est la variable à estimer, et  $\sigma_Y^2$  sa variance, la variance du krigage est alors :

$$\sigma_K^2 = \sigma_Y^2 - \sum \lambda_j \sigma_{j,Z}$$

Mais ici  $\sigma_{j,Z} = a^2 j$ , et :

$$\sigma_K^2 = \sigma_Y^2 - a^2 \sum_{j=0}^n j \lambda_j$$

On trouve sans difficulté :

$$\sigma_K^2 = \sigma_Y^2 - a^2 \left[ n + \frac{\alpha^n - \beta^n}{\alpha^n(1-\alpha) - \beta^n(1-\beta)} \right]$$