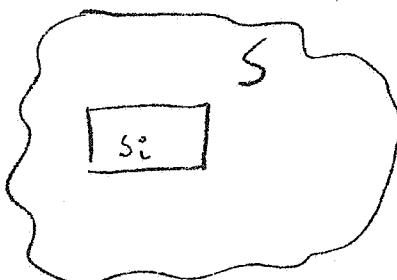


Février 1959

## NOTE STATISTIQUE N° 18

### Les échantillonnages systématiques hétérogènes

#### I - Assimilation d'un échantillon systématique à un échantillon hétérogène.



Soit un échantillon  $s$  de teneur  $x$  destiné à échantillonner le panneau  $S_i$  de teneur  $m_i$  dans un gisement  $S$ . Si  $S_i$  est le gisement lui-même, on peut toujours l'imaginer comme une portion d'un échantillon  $s$  beaucoup plus grand.

L'échantillon  $s$  pourra être constitué de l'ensemble de sondages à maille rigide, ou de galeries et recoupes etc... Dans tous les cas, il présente un caractère systématique.

Nous admettons que  $s$  peut être considéré comme implanté au hasard dans  $S_i$ , si la covariance  $\sigma_{m_i}$  de l'échantillon  $s$  et du panneau  $S_i$  dans  $S$  peut être considérée comme égale à la variance  $\sigma^2_{m_i}$  de  $S_i$  dans  $S$ , c'est à dire si les deux intégrales

$$\frac{1}{S_i} \iint ds \iint L_{2,2} ds \quad \text{et} \quad \frac{1}{S_i} \iint_{S_i} ds \iint_{S_i} L_{2,2} ds$$

(1 dans  $s$  et deux dans  $S_i$ )      (1 et 2 dans  $S_i$ )

sont équivalentes.

Tel sera le cas pour une maille rigide de sondages, un réseau régulier de tracés ou de montages, etc... mais non pas pour un sondage unique implanté au centre du panneau, une galerie centrale unique, un échantillonnage périphérique ...

Si j'ai reconnu deux parties d'un gisement par deux échantillonnages homogènes de type différent, l'un par galeries et recoupes et l'autre par sondages à maille rigide par exemple, les deux variables  $x_1$  et  $x_2$  sont indépendantes, ou si l'on veut, les deux covariances  $\sigma_{x_1 x_2}$  et  $\sigma_{x_2 x_1}$  sont égales. Ni  $x_1$  ni  $x_2$  ne pourront être considérés comme indépendants au hasard dans  $s$ .

#### II - Estimation de la teneur moyenne par l'artifice du gisement infinité

Un échantillon  $s$  dans le gisement  $S_i$  de teneur moyenne réelle  $m_i$  donne une estimation  $\bar{x}$  avec une variance d'échantillonnage (d'extension)  $\sigma^2_s$   
 $s$  est par exemple un réseau de tracés et montages

.../...

où  $x$  est la teneur moyenne.

On peut imaginer que  $m_i$  est un paramètre d'un processus statistique de grand  $\Omega$  de teneur  $n$ . En prenant le résultat de Krige, on voit que si  $x$  est fixé  $x$  a pour valeur probable  $m_i$  et pour variance  $\sigma_i^2$ . Mais il vaut aussi, et c'est le problème pratique intéressant, une fois  $x$  connu,  $m_i$  ayant comme une variable lognormale de moyenne:

$$\begin{aligned} E(m_i|x) &= e^{\frac{\sigma_i^2}{2(\sigma_i^2 + \sigma_x^2)}} x \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \sigma_x^2} = m_i \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \sigma_x^2} \\ &= x \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \sigma_x^2} \left[ \ln e^{\frac{\sigma_i^2}{2}} \right] \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + \sigma_x^2} \end{aligned}$$

et de variance

$$\text{D}^2(m_i|x) = \frac{\sigma_i^2 \sigma_x^2}{\sigma_i^2 + \sigma_x^2}$$

Si l'on suppose  $S$  infini et grand, son influence s'évanouit car  $\sigma_x^2 \rightarrow 0$  et il reste

$$\begin{cases} E(m_i|x) = e^{\frac{\sigma_i^2}{2}} x \sim \text{indéfini}, \text{ mais prend } x \\ \text{D}^2(m_i|x) = \sigma_i^2 \end{cases}$$

*Vis à vis*

Tout se passe comme si, à  $x$  connu,  $m_i$  était une variable lognormale de moyenne  $x$  et de variance  $\sigma_i^2$ . Il est un peu surprenant de voir que la valeur probable de  $m_i$  est toujours supérieure à  $x$ . Cependant, le facteur  $e^{\frac{\sigma_i^2}{2}}$  est toujours petit et peut être négligé. De plus, l'intervalle de sécurité du seuil de  $\Omega$  est

$$x e^{-\frac{\sigma_i^2}{2}} \leq m_i \leq x e^{\frac{\sigma_i^2}{2}}$$

C'est en pratique la valeur inférieure  $x e^{-\frac{\sigma_i^2}{2}}$  qui doit être utilisée.

### III - Les échantillonnages systématiques hétérogènes .-

Il s'agit d'échantillonnages tels que la densité des prélèvements soit différente dans les différentes parties du gisement sans que le contenu d'ensemble puisse être considéré comme aléatoire. Par exemple : une partie du gisement a été échantillonné par sondes systématiques à une certaine maille, l'autre par travaux aléatoires ou par sondes à une maille différente etc .....

#### Échantillonnages géologiques (méthode du gisement infiniment grand)

Pour poser le problème dans toute sa généralité, supposons qu'un gisement  $\Omega$ , de teneur moyenne réelle  $m$  ait été échantilloné par  $n$  observations

$s_1 \dots s_n$  de caractéristiques différentes, la forme et la position de  $s_i$  et  $s_j$  chacun d'eux étant bien déterminées. Soit  $x_i$  la teneur de l'échantillon  $s_i$ . Par un artifice de l'esprit, on peut toujours imaginer que le gisement  $S$  soit un puits d'un gisement  $S'$  de teneur  $m$ . On verra qu'en sa portée soit infiniment grande, la valeur de  $m$  perd toute influence.

Scions alors dans le gisement fictif  $S'$

$\sigma_{x_i}^2$  la variance de l'échantillon  $s_i$

$\sigma_j^2$  la variance du puits  $S$  équivalent au gisement  $s_i$ .

$\sigma_{x_i x_j}$  et  $\sigma_{x_i j}$  les covariances de l'échantillon  $s_i$  avec l'échantillon  $s_j$  et le puits  $S$  lorsque les dispositions relatives de  $s_i$ ,  $s_j$  et  $S$  sont celles qui nous sont données.

Ces variances et covariances sont toutes calculables par intégration de  $L(r)$ , à une constante près qui ne dépend que de  $S'$  et tend vers l'infini en même temps que  $S'$ .

En toute rigueur, nous devrions déterminer les lois de répartition de la variable lognormale  $x$  liées par la fixation successive de  $x_1, x_n$  et voir ce qu'il advient des formules obtenues pour  $S'$  infinie. Ce calcul serait particulièrement pénible. En fait, nous savons qu'il connaît, pour la valeur probable de  $x$  lorsque les  $n$  valeurs  $x_i$  sont fixées, à une expression de la forme

$$(1) \quad u = E(x_1, x_2, \dots, x_n) = C m^{a_0} \prod_{i=1}^n x_i^{a_i}$$

où  $C$  est une constante, et où l'exposant  $a_0$ , comme on peut le voir immédiatement par récurrence, serait égal à

$$(2) \quad a_0 = 1 - \sum_{i=1}^n a_i$$

Nous envisagerons donc l'expression de  $u$  définie par l'équation (1) comme un estimateur de la variable aléatoire  $x$ .  $u$  devient alors elle-même une variable lognormale, dont les propriétés dépendent des valeurs attribuées aux coefficients  $a_i$ . Et nous déterminerons ces coefficients  $a_i$  par les deux conditions suivantes :

1°/ La valeur probable de  $s$  à  $u$  fixé,  $E(\beta.u)$  doit être égale à  $u$  elle-même (à une constante près aisément calculable)

2°/ la variance de  $s$  à  $u$  fixé doit prendre la valeur la plus petite possible.

Si nous désignons par  $\sigma_u^2 + \sigma_{u3}$  la variance et la covariance avec  $s$  dans  $S'$  de la variable aléatoire  $u$  définie par l'équation (1), la valeur probable de  $s$  à  $u$  fixé sera de la forme

$$(3) \quad E(\beta.u) = C' u \frac{\sigma_{u3}}{\sigma_u} + m \frac{\sigma_{u3}}{\sigma_u} \quad (C' = C \frac{t_0}{\sigma_u})$$

et la variance de  $s$  à  $u$  fixé

$$(4) \quad \sigma^2(\beta.u) = \sigma_{u3}^2 - \frac{\sigma_{u3}^2}{\sigma_u^2}$$

La première condition s'exprimera par :

$$(5) \quad \frac{\sigma_{u3}}{\sigma_u} = 1$$

et la deuxième en écrivant que l'expression (4) est minimum. Explicite les valeurs de  $\sigma_u^2$  et  $\sigma_{u3}$  en fonction des coefficients  $a_i$ . L'équation (1) permet d'écrire :

$$(6) \quad \begin{cases} \sigma_u^2 = \sum_i a_i a_j \sigma_{x_i x_j} \\ \sigma_{u3} = \sum_i a_i \sigma_{x_i} \end{cases}$$

Lorsque  $S'$  augmente infinitégralement, les  $\sigma_{x_i x_j}$  et les  $\sigma_{x_i}$  sont majorés d'une même constante à qui tend vers l'infini. À la limite, donc, la condition (5) se réduit à :

$$\frac{(\sum a_i)^2}{\sum a_i} = 1$$

avec comme seule solution admissible :

$$(7) \quad \sum_i a_i = 1$$

Remarquons tout de suite que le terme en  $m$  disparaît alors de l'expression de  $u$ , comme il résulte de l'équation (2). On verra de même que, pour  $S^*$  infini, l'expression (4) de la variance de  $z$  à  $u$  fixé se réduit à :

$$(8) \quad D^2(z \cdot u) = \sigma_u^2 + \sigma_z^2 - 2 \sigma_{uz}$$

expression indépendante de  $S^*$ , et du reste égale à la variance de la variable  $z/u$ .

L'expression (8) s'explique :

$$(9) \quad D^2(z \cdot u) = \sum_{ij} a_i a_j \sigma_{x_i x_j} + \sigma_z^2 - 2 \sum_i a_i \sigma_{zx_i}$$

Les  $a_i$  sont déterminés par la condition de centre (9) minimum compte tenu de (7) ce qui s'exprime par le système d'équations :

$$(10) \quad \begin{aligned} & \sum_i a_i = 1 \\ & \sum_j a_j \sigma_{x_i x_j} - \sigma_{zx_i} = \lambda \quad (1 \text{ au } i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned}$$

C'est un système linéaire de  $n+1$  équations à  $n+1$  inconnues : les  $n$  coefficients  $a_i$  et le multiplicateur de Lagrange  $\lambda$ .

Quant aux termes  $\sigma_{zx_i}$  on pourra, dans la plupart des cas pratiques, considérer qu'ils ont même valeur pour tous les  $x_i$ . En effet, si l'échantillon  $S_i$  au lieu d'être implanté dans une position bien déterminée dans  $S$ , y était implanté au hasard tous les  $\sigma_{zx_i}$  seraient égaux à  $\sigma_z^2$  variance de  $S$  dans  $S^*$ . Ils n'en diffèrent, en fait, que par des termes de l'ordre de la dispersion absolue ( $\sigma_x$ ) termes représentant l'élément préférentiel de la corrélation de  $S_i$  et de  $S$  imputable à la position privilégiée de  $S_i$  dans  $S$ . Cependant le multiplicateur de Lagrange  $\lambda$  est du même ordre de grandeur, comme on peut le voir à partir des équations (9) et (10), et par suite ces termes ne peuvent, théoriquement, être négligés. Ainsi, en pratique, les échantillons  $S_i$  seront, chacun pour leur part, le résultat d'échantillonnages homogènes d'un petit nombre de panneaux  $\tilde{x}$  de  $S$  dont aucun n'occupera de position privilégiée, sauf géométrie aberrante de  $S$ . S'agissant de sous-échantillonnages homogènes, les covariances  $\sigma_{x_i x_j}$  seront égales aux covariances des panneaux et de  $S$ , elles-mêmes égales entre elles puisque les panneaux sont en position équivalente (Il serait bon, cependant, de le vérifier sur quelques exemples numériques). Les équations (10) se réduisent alors à :

... / ...

$$(11) \quad \sum_i a_i = 1$$

$$\sum_j a_j \bar{\sigma}_{x_i x_j} = \lambda \quad (i=1, 2, \dots, n)$$

$\bar{\sigma}_{x_i x_j}$  représentant cette fois la covariance des échantillons  $S_i$  et  $S_j$  dans le gisement réel  $S$ .

Équations générées (méthodes du maximum de vraisemblance)

Nous raisonnons maintenant dans le gisement réel  $S$  dont nous cherchons à estimer la teneur réelle  $m$ , sans passer par l'intermédiaire d'un grand gisement fictif  $S'$ . Les échantillons  $S_i$  ont, dans  $S$ , les variances  $\bar{\sigma}_{x_i}^2$  et les covariances  $\bar{\sigma}_{x_i x_j}$ . Le passage qu'il peut être que  $\bar{\sigma}_{x_i}^2$  soit une variance définie  $\bar{\sigma}_{x_i}^2$  dans  $S$  revient à supposer que  $S_i$  peut être supposé implanté au hasard dans  $S$ , ou du moins n'y occupe pas de position privilégiée. Cependant, nous ne supposons pas que les  $\bar{\sigma}_{x_i x_j}$  soient tous nuls dans  $S$ . Cela revient à peu près à admettre que la figure indéfinie constituée par l'ensemble des  $S_i$  dans leurs positions relatives imposées est implantée en bloc dans  $S$  de façon aléatoire. Cette hypothèse est, on fait, équivalente à celle qui a été faite au paragraphe précédent lorsqu'il a été admis que les covariances  $\bar{\sigma}_{x_i x_j}$  avaient toutes la même valeur. La notion de variance dans  $S$  ne peut avoir de sens que pour des échantillons n'occupant pas de position privilégiée dans  $S$ . Il ne faudra donc pas s'étonner que le raisonnement de ce paragraphe conduise aux équations (11).

La fonction de probabilité a priori des variables  $x_i$  est de la forme :

$$(12) \quad f(x_1, x_2, \dots, x_n; m) = e^{-\sum_{i,j} \frac{Lx_i + Lx_j - 2Lm}{\bar{\sigma}_{x_i}^2} c_{ij}}$$

où les  $c_{ij}$  représentent les composantes de la matrice inverse de la matrice de terme général  $\bar{\sigma}_{x_i x_j}$ , et où les  $\gamma_i$  sont les médianes des  $x_i$ . L'exposant se met sous la forme

$$(13) \quad \sum_{i,j} (Lx_i - m)(Lx_j - m) c_{ij} + \text{terme indépendant de } m$$

L'estimateur de  $m$  qui donne le maximum de vraisemblance est celui qui maximise l'expression (12) ou minimise l'expression (13). Sa valeur est donc définie par l'équation :

Soit

$$\sum_{i,j} c_{ij} [Lx_i + Lx_j - 2Lm] = 0$$

$$L_n = \sum_i a_i x_i$$

$$a_i = \frac{\sum c_{ij}}{\sum_j c_{ij}}$$

On a : ainsi on obtient à un estimateur de  $L$  moyenne de la forme

$$(15) \quad u = \bar{x}^T a$$

avec, comme au paragraphe précédent, la condition

$$(7) \quad \sum a_i = 1$$

L'équation (14) est d'ailleurs équivalente au système (11). En effet les  $c_{ij}$  représentent la matrice inverse de la matrice  $\begin{pmatrix} x_1 & x_2 \\ x_2 & x_3 \end{pmatrix}$ . Le terme  $c_{ij}$  est donc proportionnel au coefficient de  $x_j$  dans le développement du déterminant des  $\begin{pmatrix} x_1 & x_2 \\ x_2 & x_3 \end{pmatrix}$ . Par suite, l'expression  $\sum c_{ij}$  est proportionnelle à la valeur que prend ce déterminant lorsque les deux itas de la 2e ligne sont remplacés par l'unité. Et l'équation (14) représente la solution de Cramer du système (11).

#### IV - Exemples numériques . . .

Soit un échantillon  $S$  comprenant deux paramètres  $f_1$  et  $f_2$  non différents. Ces échantillonnages ont conduit à des mesures de  $S_1$  et  $S_2$ . Soient  $\hat{G}_x$  et  $\hat{G}_y$  les variances d'estimation  $x$  et  $y$ .  $\hat{G}_x^2$ , par exemple, est la norme de la variance d'estimation  $x$  dans  $S$ , et la variance de  $S_1$  dans  $S$ . Soit enfin  $\hat{G}_{xy}$  la covariation de  $x$  et  $y$  que l'on prendra en principe égale à la covariance des paramètres  $S_1$  et  $S_2$ . On cherche un estimateur de la forme

$$(16) \quad u = A x^a y^{1-a}$$

et de variance minimale. La variance de  $u$  est :

$$(17) \quad \hat{G}_u^2 = a^2 \hat{G}_x^2 + (1-a)^2 \hat{G}_y^2 + 2a(1-a) \hat{G}_{xy}$$

Elle est minimale pour

$$(18) \quad a = \frac{\hat{G}_y - \hat{G}_{xy}}{\hat{G}_x + \hat{G}_y - 2\hat{G}_{xy}}$$

Avec cette valeur de  $\alpha_1$ , la variance est égale à :

$$(19) \quad \sigma_u^2 = \frac{\sigma_x^2 \sigma_y^2 - \sigma_{xy}^2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 - 2\sigma_{xy}}$$

On détermine enfin la constante  $A$  en écrivant que la valeur probable de l'estimateur  $u$  est égale à  $m$ . On obtient facilement la condition :

$$(20) \quad A = e^{-\frac{(\sigma_x^2 - \sigma_{xy})(\sigma_y^2 - \sigma_{xy})}{2(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 - 2\sigma_{xy})}}$$

On remarquera que les coefficients  $a$  de la formule (18), comme les  $\alpha_i$  des formules (11) et (14) sont indépendants de la dispersion absolue. Ce sont des facteurs purement géométriques, calculables par intégration de l'Eq. 1. Seule la constante  $A$  dépend de la dispersion absolue.

#### 1er exemple :

Soit un gisement stratiforme de surface  $S = 10^6$ , divisé en deux panneaux égaux  $S_1$  et  $S_2$ .  $S_1$  a été recouvert par 100 sondages et  $S_2$  par 25 sondages à maille rigide. La section des carottes est  $10^{-2}$ . On admet que la formule empirique de de Wijs est valable, la dispersion absolue étant  $\alpha$ . Soit  $x$  la moyenne des 100 sondages de  $S_1$  et  $y$  la moyenne des 25 sondages de  $S_2$ . On a

$$\sigma_x^2 = \alpha \left[ \frac{1}{100} \left( L \frac{10^6}{2 \times 10^2 \times 10^2} - \frac{1}{2} \right) + L2 \right] = \alpha \frac{81.41}{100}$$

$$\sigma_y^2 = \alpha \left[ \frac{1}{25} \left( L \frac{10^6}{2 \times 25 \times 10^2} - \frac{1}{2} \right) + L2 \right] = \alpha \frac{124.96}{100}$$

$$\sigma_{xy}^2 = -\alpha L2 = -\alpha \frac{69}{100}$$

Les formules 18 donnent

$$\begin{cases} \alpha = 0.565 \\ 1-\alpha = 0.435 \end{cases} \quad \begin{cases} \sigma_u^2 = 0.158 \alpha \\ A = e^{0.425 \alpha} \end{cases}$$

On prendra comme estimateur

$$u = e^{0.425 \alpha} \frac{x + y}{2}$$

Il est peut être surprenant d'affecter des poids différents à deux parties égales d'un même gisement. La raison en est que  $x$  n'est pas seulement un estimateur de  $S_1$ , mais aussi, à un moindre degré, de  $S_2$  et qu'en fait  $x$  est un meilleur estimateur de  $S_2$  que ne l'est  $y$  de  $S_1$ . D'où une influence plus grande attribuée à  $x$ .

Si l'on attribuait la même influence à  $x$  et  $y$ , la variance de l'estimateur correspondant

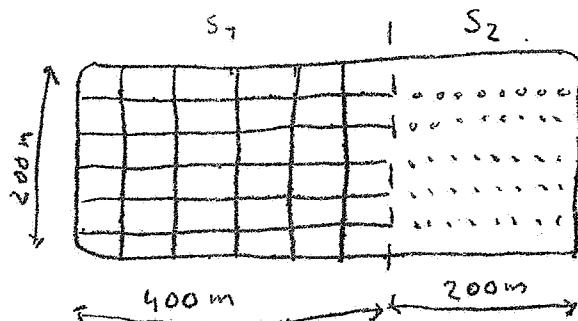
$$\sigma^2 = A' x^{0.5} y^{0.5}$$

serait

$$\frac{1}{4} \left( \sigma_x^2 + \sigma_y^2 + 2 \text{C}_{xy} \right) = 0.17 \text{ m}^2$$

soit 0,17 m au lieu de 0,158 m. La perte de précision n'est pas considérable, et on pourrait accepter, en pratique, d'accorder la même influence à  $x$  et  $y$ . On n'a d'ailleurs le droit d'utiliser l'estimateur  $x$  que si le panneau  $S_1$  a été choisi au hasard. Si, par exemple, la doctrine du chercheur est de reconnaître d'abord à large maille l'ensemble du gisement, puis de resserrer la maille sur la partie qui paraît la plus riche, l'estimateur  $x$  introduirait une surestimation systématique des réserves : il faut alors utiliser un estimateur du type  $J^2$  (ou du type  $\frac{x+y}{2}$  du reste pratiquement équivalent pour ces faibles dispersions.)

#### 2ème exemple :



Soit un gisement filonien  $S$  formant rectangle  $600 \text{ m} \times 200 \text{ m}$  reconnu par 5 niveaux distants de 40 m. Dans la partie gauche  $S_1$  (rectangle  $200 \times 400$ ) les 5 niveaux ont été tracés au mineral et de plus 5 sondages, distants de 80 m, ont été également échantillonés. Dans la partie droite, au contraire qui forme un carré de 200 m de côté, les niveaux ont été creusés en roche, et le filon a été reconnu par sondages horizontaux tous les 10 mètres, soit 20 sondages par niveau : le panneau  $S_2$  est en somme reconnu par 100 sondages implantés à maille rectangulaire  $10 \times 40$ .

Le problème posé est d'estimer les tenors de  $S_1$ ,  $S_2$  et  $S$  et de déterminer la précision de ces estimations.

### A/ Estimation de la moyenne

Soit  $x_1$  la teneur moyenne des 2 tracages (2000 mètres) et  $x_2$  la teneur moyenne des 5 montages (1000 mètres). Les deux variables  $x_1$  et  $x_2$ , de variances  $\sigma_{x_1}^2$  et  $\sigma_{x_2}^2$  dans  $S_1$ , constituent deux estimateurs indépendants de la teneur moyenne  $x$  du plateau  $S_1$ , car leur covariance dans  $S_1$  est manifestement négligeable. On doit donc, en principe, prendre comme estimateur de  $x$  une expression de la forme

$$(21) \quad \begin{aligned} u &= Ax_1 + (1-a)x_2 \\ a &= \frac{\sigma_{x_2}^2}{\sigma_{x_1}^2 + \sigma_{x_2}^2} \\ \sigma_u^2 &= \frac{\sigma_{x_1}^2 \sigma_{x_2}^2}{\sigma_{x_1}^2 + \sigma_{x_2}^2} \end{aligned}$$

#### 1ère approximation

On suppose que les variances soient données par les formules d'approximation

$$(22) \quad \sigma_{x_1}^2 = \alpha \frac{\pi}{2} \frac{s_1}{L_1^2} \quad \sigma_{x_2}^2 = \alpha \frac{\pi}{2} \frac{s_1}{L_2^2}$$

$L_1$  = longueur totale des tracages

$L_2$  = longueur totale des montages /

On a alors :

$$(23) \quad \left\{ \begin{array}{l} a = \frac{L_2^2}{L_1^2 + L_2^2} \\ \sigma_u^2 = \alpha \frac{\pi}{2} \frac{s_1}{L_1^2 + L_2^2} \end{array} \right.$$

La bonne règle, dans l'hypothèse d'approximation adoptée ici, est de pondérer tracages et montages par les carrés de leur longueur. La variance de l'estimateur est alors donnée par une formule du type (22) où les longueurs des tracages et des montages ont été composées suivant la règle de Pythagore.

L'oméquement :

$$(24) \quad \begin{cases} \sigma_{x_1}^2 = \alpha \frac{\pi}{2} \frac{S_1}{L_1^2} = \alpha \frac{\pi}{2} \frac{8 \cdot 10^4}{4 \cdot 10^6} = \frac{3.14}{100} \alpha \\ \sigma_{x_2}^2 = \alpha \frac{\pi}{2} \frac{S_2}{L_2^2} = \alpha \frac{\pi}{2} \frac{8 \cdot 10^4}{10^6} = \frac{12.56}{100} \alpha \end{cases}$$

$$(25) \quad \begin{cases} \alpha = 0.8 \\ 1-\alpha = 0.2 \end{cases}$$

$$(26) \quad \begin{cases} \sigma_u^2 = \frac{2.51}{100} \alpha \\ A = e^{\sigma_u^2/2} \end{cases}$$

Le terme de biais A est négligeable, on prendra

$$(27) \quad u = x_1^{0.8} x_2^{0.2}$$

### 2<sup>e</sup>me approximation

On peut croire, au moins pour les montages, que  $\text{tg } \phi = \frac{80}{200} = 0.4$

n'a une valeur un peu forte pour l'<sup>1<sup>e</sup></sup> approximation au 1<sup>er</sup> degré que constituent les formules (22). Utilisant les formules du rectangulaire, on obtient les valeurs exactes suivantes

$$(28) \quad \begin{cases} \sigma_{x_1}^2 = \frac{3.376}{100} \alpha \\ \sigma_{x_2}^2 = \frac{10.824}{100} \alpha \end{cases}$$

que l'on comparera utilement aux valeurs (24). On a ainsi :

$$(29) \quad \begin{cases} \alpha = 0.765 \\ 1-\alpha = 0.235 \\ \sigma_u^2 = \frac{2.58}{100} \alpha \end{cases}$$

Le meilleur estimateur est donc :

$$(30) \quad u = \theta x_1 + \frac{0.765}{x_2} + \frac{0.235}{}$$

Remarque : On aurait pu,  $x_1$  et  $x_2$  étant deux estimations indépendantes de  $x$ , juger intuitivement qu'il fallait prendre leur moyenne arithmétique  $\frac{x_1 + x_2}{2}$ , ou, ce qui revient à peu près au même, leur moyenne géométrique  $\sqrt{x_1 x_2}$ . La variance de l'estimateur serait dans ce cas :

$$(31) \quad \frac{\hat{\sigma}_{x_1}^2 + \hat{\sigma}_{x_2}^2}{2} = \frac{3.73}{100} \alpha$$

L'estimateur  $\frac{x_1 + x_2}{2}$  est donc, en fait, moins bon que  $x_1$  tout seul.

Plus naturellement encore, on aurait pu rendre la teneur moyenne réelle de l'ensemble des tracages et des montages, soit

$$\frac{L_1 x_1 + L_2 x_2}{L_1 + L_2} = \frac{2 x_1 + x_2}{3}$$

La variance de l'estimateur est alors

$$\frac{L_1^2 \hat{\sigma}_{x_1}^2 + L_2^2 \hat{\sigma}_{x_2}^2}{(L_1 + L_2)^2} = \frac{2.70}{100} \alpha$$

elle est assez voisine de la variance de l'estimateur (30) mais encore supérieure. Du point de vue pratique, cependant, la différence est assez faible pour que l'on puisse utiliser sans trop de risques un tel estimateur.

En pratique, du reste, on n'a généralement pas le loisir de calculer les variances exactes par la formule du rectangle, et on devra se contenter des formules d'approximation du type (24), qui conduisent à pondérer tracages et montages par les carrés de leurs longueurs. La formule (27) avec les valeurs (26) des variances, donne une variance d'échantillonnage :

$$\frac{\bar{0.8}^2 \hat{\sigma}_{x_1}^2 + \bar{0.2}^2 \hat{\sigma}_{x_2}^2}{100} = \frac{1.63}{100} \alpha$$

également un peu plus forte que l'optimum. Les deux estimateurs obtenus en pondérant  $x_1$  et  $x_2$  par les longueurs ou par les carrés des longueurs sont assez comparables, et il serait sans doute utile, en pratique, de les calculer tous les deux.

Pour ce qui suit, nous adopterons l'estimateur (30) de la teneur  $x$  de  $S_1$ .

### B = Estimation du taux de S<sub>2</sub>

Les sondages étant tous équivalents, l'estimateur de la teneur  $y$  de  $S_2$  est l'estimateur lognormal habituel. La difficulté est ici de calculer la variance de cet estimateur, qui nécessite théoriquement le calcul des 455 covariances des sondages deux à deux. Il est préférable de recourir à l'approximation ci-après, qui n'introduira que des erreurs négligeables. Si les tenures réelles des 5 traçages étaient connues, la variance serait celle des formules du rectangle, soit à peu près  $\frac{\pi \sigma_2^2}{2L^2}$ .

Cependant, nous ne connaissons pas la teneur réelle du niveau 1, par exemple, mais seulement une estimation de celle-ci à partir de 20 sondages implantés tous les 10 mètres. D'où une erreur sur l'estimation de chaque niveau. Ces différentes erreurs, sur chaque niveau, sont du reste indépendantes les unes des autres car, par exemple, la covariance moyenne des 20 sondages en N 1 et des 20 sondages du N2 est presque rigoureusement égale à la covariance de ces deux niveaux. Par suite, si  $\sigma_i^2$  désigne la variance de l'estimation d'un niveau par ses 20 sondages, la variance d'échantillonnage totale est :

$$(52) \quad \sigma_e^2 = \frac{\sigma_i^2}{5} + \frac{\pi}{2} \frac{\sigma_2^2}{L^2}$$

Variance  $\sigma_i^2$  Pour estimer la teneur d'un niveau, nous prenons l'estimateur :

$$A(y_1, y_2, \dots, y_{20})^{1/20}$$

où les  $y_j$  représentent les teneurs des 20 sondages. La variance  $\sigma_i^2$  correspondante est :

$$(53) \quad \sigma_i^2 = \frac{20 \sigma_{yj}^2 + 2 \sum \sigma_{yj,yk}}{400}$$

$\sigma_{yj}$  et  $\sigma_{yj,yk}$  étant les variances et covariances des sondages dans le traçage.

On sait que la variance  $\sigma_{yj}^2$  est la même que celle d'un échantillon linéaire de longueur d double du diamètre de la carotte. Prenant cette unité la distance 10 m de deux sondages consécutifs, on calculera la moyenne de  $y_j$  sur l'ensemble des sondages du niveau :

- 14 -

$$\begin{aligned} E(L^2) &= \frac{20(Ld - 1.5)}{400} + \frac{2}{400} [14 \cdot 1 + 18 \cdot 2 + \dots + 22 \cdot 8 + L^2] \\ \text{sondages} &= \frac{Ld}{20} + 1.51055 \end{aligned}$$

et dans le tracéage

$$E(L^2) = L^2 d - 1.4957$$

La variance  $\sigma_i^2$  est égale à la différence de ces deux valeurs moyennes multipliées par  $2\alpha$

$$(54) \quad \sigma_i^2 = 2\alpha \left[ -\frac{Ld}{20} + 0.014957 \right]$$

Ou, en reprenant le mètre comme unité

$$(55) \quad \sigma_i^2 = \frac{2\alpha}{20} \frac{L \cdot 10}{d} - \frac{2.95}{100} \alpha$$

soit, pour  $d = 10$  cm

$$(56) \quad \sigma_i^2 = \frac{46}{100} \alpha - \frac{2.45}{100} \alpha = \frac{43}{100} \alpha$$

On remarquera que le terme  $\frac{2.45}{100} \alpha$  est presque négligeable. Le terme

principal  $\frac{46}{100} \alpha = L \frac{10}{d}$  représente le quotient par le nombre 20 de

sondages, de la variance  $2\alpha L \frac{10}{d}$  d'un sondage dans sa "zone d'influence".

Le terme correctif  $\frac{2.45}{100} \alpha = \frac{0.57}{20} \alpha$  est égal au quotient par 20 du terme

$0.56\alpha$  qui représente l'élément préférentiel de la corrélation entre la "zone d'influence" et le sondage placé en son centre, terme peu différent de l'expression  $\alpha/2$  qui apparaît classiquement dans l'étude des mailles rigides.

Autrement dit, la variance de l'estimation d'un tracéage par n sondages équidistants peut être considérée comme donnée par la formule classique des mailles rigides :

$$(57) \quad \sigma_{\epsilon}^2 = \frac{\sigma_i^2 \sigma_j^2 - \alpha/2}{n}$$

où  $\sigma_i^2$  est la variance d'un sondage dans le tracéage et  $\sigma_j^2$  la variance

-15-

de la zone d'influence d'un sondage dans le traçage. L'expression  $\hat{G}_i^2$  serait alors plus pessimiste (ici:  $\frac{\hat{G}_i^2}{\pi} = \frac{2 \times 12000}{20} = \frac{2400}{100}$  au lieu de  $\frac{48}{100}$ ).

### Estimation de $S_2$

On prend comme estimateur de la teneur  $y$  de  $S_2$  l'expression habituelle :

$$v = A(y_1 + y_2 + y_{100})^{1/2}$$

et la variance de cet estimateur est

$$\hat{G}_{vr}^2 = \frac{\hat{G}_i^2}{3} + \alpha \frac{\pi}{2} \frac{S_2}{G^2} = \frac{8.6}{100} \alpha + \frac{\pi}{2} \frac{4.10}{100}$$

$$(36) \quad \hat{G}_{vr}^2 = \alpha \left[ \frac{8.6}{100} + \frac{6.28}{100} \right] = \frac{14.88}{100} \alpha$$

### Estimation du risqueant $S_2$

Cette estimation se fera à partir de l'estimateur  $u$  de  $S_2$ , formule (31) ou  $v$  de  $S_2$ , formule (35), soit :

$$(37) \quad u = A u^a v^{1-a}$$

Si l'on compare les formules (16) on a aussi :

$$(40) \quad \begin{cases} \hat{G}_{uv}^2 = \frac{\hat{G}_i^2 - \hat{G}_{uv}}{\hat{G}_i + \hat{G}_v - 2\hat{G}_{uv}} \\ \hat{G}_{uv}^2 = \frac{\hat{G}_i \hat{G}_v - \hat{G}_{uv}^2}{\hat{G}_i + \hat{G}_v - 2\hat{G}_{uv}} \end{cases}$$

Notons alors, en fait, constaté précédemment que les formules (40) sont équivalentes. Cependant, on effectue, que nous commençons par des estimations  $u$  et  $v$  des teneurs de  $S_1$  et  $S_2$ , mais leurs valeurs relatives  $x$  et  $y$ . À ce moment, la valeur réelle de la teneur du risqueant est exactement :

$$z = \frac{S_1 x + S_2 y}{S_1 + S_2} = \frac{2x + y}{3}$$

.....

et la variance de l'estimateur doit être nulle. Or les formules (40) conduisent à une valeur de  $a$  différente de  $\frac{2}{3}$  et à une valeur non nulle de la variance.

En effet, les variances dans  $S$  des panneaux  $S_1$  et  $S_2$ , calculées par les formules du rectangle sont :

$$(41) \quad \begin{aligned} \tilde{\sigma}_{S_1}^2 &= 0.57948 \text{ d} \\ \tilde{\sigma}_{S_2}^2 &= 1.59060 \text{ d} \\ \tilde{\sigma}_{S_1 S_2} &= -0.92712 \text{ d} \end{aligned}$$

avec

$$(42) \quad \tilde{\sigma}_u^2 + S_1 \tilde{\sigma}_{S_1}^2 + 2S_1 S_2 \tilde{\sigma}_{S_1 S_2} = 0$$

On déduit des formules (40)  $a = 0.617$ , au lieu de 0.666, ce qui est manifestement absurde. La raison en est que les panneaux  $S_1$  et  $S_2$  ne peuvent en aucune façon être considérés comme implantés au hasard dans  $S$ . Dans un gisement fictif entourant  $S$ , les covariances  $\tilde{\sigma}_{S_1}$  et  $\tilde{\sigma}_{S_2}$  ne sont manifestement égales, sauf si les panneaux  $S_1$  et  $S_2$  sont eux-mêmes égaux. Autrement dit, nous devons utiliser le système d'équations (10) et non le système (11).

Le système (10) s'écrit :

$$\begin{cases} a \tilde{\sigma}_u^2 + (1-a) \tilde{\sigma}_{uv} - \tilde{\sigma}_{\bar{v}v} = \lambda \\ a \tilde{\sigma}_{uv} + (1-a) \tilde{\sigma}_{\bar{v}v} - \tilde{\sigma}_{\bar{v}\bar{v}} = \lambda \end{cases}$$

soit, par différence :

$$(43) \quad a = \frac{\tilde{\sigma}_{\bar{v}v}^2 - \tilde{\sigma}_{uv}^2 + (\tilde{\sigma}_{\bar{v}v} - \tilde{\sigma}_{\bar{v}\bar{v}})}{\tilde{\sigma}_u^2 + \tilde{\sigma}_{\bar{v}v}^2 - 2\tilde{\sigma}_{uv}}$$

On peut admettre  $\tilde{\sigma}_{\bar{v}v} = \tilde{\sigma}_{S_1}$ ,  $\tilde{\sigma}_{\bar{v}\bar{v}} = \tilde{\sigma}_{S_2}$ ,  $\tilde{\sigma}_{uv} = \tilde{\sigma}_{S_1 S_2}$  et c'est :

$$(44) \quad \begin{aligned} \tilde{\sigma}_{\bar{v}v} - \tilde{\sigma}_{S_1} &= \frac{S_1 \tilde{\sigma}_{S_1}^2 + S_2 \tilde{\sigma}_{S_1 S_2}}{S_1 + S_2} \\ \tilde{\sigma}_{\bar{v}v} - \tilde{\sigma}_{S_2} &= \frac{S_1 \tilde{\sigma}_{S_1 S_2} + S_2 \tilde{\sigma}_{S_2}^2}{S_1 + S_2} \end{aligned}$$

1 - Si l'on connaît les tensions réelles  $x$  et  $y$  de  $S_1$  et  $S_2$  ( $\mu_x^2, \sigma_x^2, \mu_y^2, \sigma_y^2$ ) la formule (43) donne :

$$\alpha = \frac{\hat{\sigma}_{S_2}^2 - \hat{\sigma}_{S_1 S_2} + \frac{S_1(\hat{\sigma}_{S_1}^2 - \hat{\sigma}_{S_1 S_2}) - S_2(\hat{\sigma}_{S_2}^2 - \hat{\sigma}_{S_1 S_2})}{S_1 + S_2}}{\hat{\sigma}_{S_1}^2 + \hat{\sigma}_{S_2}^2 - 2\hat{\sigma}_{S_1 S_2}} = \frac{S_1}{S_1 + S_2}$$

et l'on vérifie par la formule (9) que la variance de  $x$  et  $y$  fixés est nulle. Nous démontrons donc aux conséquences absurdes des formules (40)

2 - Pour le problème pratique qui nous occupe, nous ne connaissons pas les valeurs réelles de  $x$  et  $y$ , mais leurs estimations  $\mu$  et  $\sigma$ . Les valeurs numériques des variances doivent être tirées dans  $S$ . Par exemple  $\hat{\sigma}_u^2$  est égal à la somme du  $\hat{\sigma}_u^2$  de la formule (23) et de la variance  $\hat{\sigma}_{S_1}^2$  de la formule (41) soit :

$$(45) \quad \begin{cases} \hat{\sigma}_u^2 = (0.37448 + 0.0258)\alpha = 0.60528\alpha \\ \hat{\sigma}_{\sigma}^2 = (-3.9060 + 0.1678)\alpha = 1.53946\alpha \\ \hat{\sigma}_{u\sigma} = -0.92713\alpha \\ \hat{\sigma}_{3u} = +0.07727\alpha \\ \hat{\sigma}_{3\sigma} = -0.15455\alpha \end{cases}$$

La formule (43) donne alors :

$$(46) \quad \alpha = 0.675 \quad 1-\alpha = 0.325$$

$x$  étant connu avec une certaine précision que  $y$ , le poids du panneau  $S_1$  est légèrement majoré vis à vis de la valeur normale  $2/3$  : cette modification est cependant très faible, et on se rend bien compte qu'on ne perd pas beaucoup d'information en tenant la valeur régulière  $2/3$ .

Enfin, la variance d'échantillonnage, variance associée à  $\mu$  et  $\sigma$  fixés est donnée par la formule (9). On trouve :

$$(47) \quad \hat{\sigma}_{\omega}^2 = \frac{2.71}{100} \alpha$$

Remarque : Si l'on avait pris la valeur régulière  $\alpha = \frac{2}{3}$ , la variance d'échantillonnage, donnée par (9) se réduirait à

$$\hat{\sigma}_{\omega}^2 = \left(\frac{2}{3}\right)^2 \frac{2.71}{100} \alpha + \left(\frac{1}{3}\right)^2 \frac{14.71}{100} \alpha = \frac{2.80}{100} \alpha$$

un petit peu plus grande que la valeur optimale (47)

