

Caractérisation géostatistique du sol lacustre de la vallée de Mexico

G. AUVINET
M. JUÁREZ
Y.P. VALDEZ

Instituto de Ingeniería
UNAM
Laboratorio
de
Geoinformática
Torre de Ingeniería
Nivel 2 Sur-1
Cd. Universitaria, Coyoacán
04510 México DF, Mexique
gaug@pumas.iingen.unam.mx

Résumé

La variabilité spatiale des propriétés du sol est une des sources principales d'incertitude en géotechnique. Les méthodes géostatistiques fournissent un outil rationnel pour interpréter l'information disponible et évaluer cette variabilité. Cet article illustre le potentiel de ces méthodes au moyen de plusieurs applications simples au sol lacustre du centre de la ville de Mexico. La géostatistique est utilisée pour décrire les variations des propriétés du sol avec la profondeur, pour évaluer et simuler la profondeur de la première couche résistante et pour établir un profil transversal du sol dans la zone de Texcoco. On conclut que ces techniques sont d'une grande utilité et qu'elles seront certainement utilisées de façon de plus en plus systématique dans le futur.

Mots clés : géostatistique, géotechnique, variabilité, incertitude, champ aléatoire, estimation, simulation, argiles, Mexico.

Geostatistical characterization of Mexico Valley lacustrine subsoil

Abstract

Spatial variability of soil properties is one of the main sources of uncertainty in geotechnical engineering. Geostatistical methods provide rational tools to process the available soil data and to assess this variability. In this paper, the potential of these methods is illustrated by a series of simple applications to the lacustrine subsoil of downtown Mexico City. These techniques are used to describe the variation of soil properties with depth, to evaluate and simulate the depth to the first hard layer and to define a transversal cross-section of the subsoil in the Texcoco area. It is concluded that these techniques are useful and will certainly be used in an increasingly systematic manner in the near future.

Key words : geostatistics, geotechnique, variability, uncertainty, random fields, estimation, simulation, clays, Mexico.

NDLR : Les discussions sur
cet article sont acceptées
jusqu'au 1^{er} septembre 2005.

Introduction

Dans le passé, de nombreux efforts ont été consacrés à la description des variations spatiales des propriétés et des caractéristiques stratigraphiques de la zone lacustre de la ville de Mexico. Traditionnellement, on a utilisé à cette fin les outils classiques de la statistique descriptive (tableaux, histogrammes, graphiques, corrélations). Il a ainsi été possible de présenter de façon compacte les résultats des nombreuses mesures des propriétés géotechniques du sol de la ville réalisées au fil des ans. La plus remarquable étude de ce type est certainement celle que présente l'ouvrage *El subsuelo de la ciudad de México* (le sol de la ville de Mexico) de Marsal et Mazari (1959), qui constitue jusqu'à ce jour, pour reprendre une expression d'Arthur Casagrande, la « bible » des géotechniciens de la capitale mexicaine.

On dispose actuellement de nouveaux outils statistiques extrêmement performants qui n'ont été que peu utilisés dans le domaine de la géotechnique. Un de ces outils est la géostatistique, qui peut être définie comme l'application de la théorie des fonctions aléatoires spatiales et du traitement du signal à la description des conditions stratigraphiques et de la répartition spatiale des propriétés des matériaux géologiques.

Cet article présente, de façon très résumée, les concepts théoriques principaux, parfois mal compris, qui sous-tendent l'analyse géostatistique et montre comment ces concepts peuvent être utilisés dans les situations courantes de la géotechnique. La démarche à suivre est illustrée par quelques exemples, volontairement simples, d'études de la variabilité du sol dans le centre de la ville de Mexico.

Principaux concepts (Auvinet, 2002)

Champs aléatoires

Soit $V(X)$ une variable géotechnique de type physique (par exemple : la teneur en eau), mécanique (par ex. : la cohésion) ou géométrique (par ex. : l'épaisseur d'une couche) définie aux points X d'un domaine R^p ($p = 1, 2$, ou 3). En chaque point du domaine, cette variable peut être considérée comme aléatoire du fait des incertitudes qui existent quant à sa valeur. L'ensemble de ces variables aléatoires constitue un champ aléatoire ou champ stochastique.

Pour décrire ce champ, les fonctions suivantes peuvent être utilisées :

$$\text{– espérance : } \mu_V(X) = E\{V(X)\} \quad (1)$$

$$\text{– variance : } \sigma_V^2(X) = \text{Var}\{V(X)\} \quad (2)$$

$$\text{– écart type : } \sigma_V(X) = \sqrt{\sigma_V^2(X)} \quad (3)$$

$$\text{– coefficient de variation : } CV_V(X) = \frac{\sigma_V(X)}{E\{V(X)\}} \quad (4)$$

$$\text{– fonction de distribution : } F_V(v, X) = P\{V(X) \leq v\} \quad (5)$$

– fonction d'autocovariance :

$$C_V(X_1, X_2) = \text{Cov}\{V(X_1)V(X_2)\} = E\{[V(X_1) - \mu_V(X_1)][V(X_2) - \mu_V(X_2)]\} \quad (6)$$

L'autocovariance représente le degré de dépendance linéaire entre les valeurs de la propriété étudiée en deux points différents X_1 et X_2 . On peut l'écrire sous la forme d'un coefficient adimensionnel d'autocorrélation dont la valeur est toujours comprise entre -1 et $+1$:

– coefficient d'autocorrélation :

$$\rho_V(X_1, X_2) = \frac{C_V(X_1, X_2)}{\sigma_V(X_1)\sigma_V(X_2)} \quad (7)$$

– variogramme :

$$2\gamma(h) = E\{[V(X) - V(X+h)]^2\} \quad (8)$$

Le variogramme est le moment statistique de deuxième ordre de l'accroissement $V(X) - V(X+h)$. Dans le type d'application considéré ici cet outil est généralement équivalent à la fonction d'autocovariance ou au coefficient d'autocorrélation et on préfère le plus souvent avoir recours à ces derniers dont le maniement mathématique est plus simple (Deutsch et Journel, 1992).

On soulignera que les fonctions de corrélation précédentes ne sont pas des propriétés intrinsèques des deux points X_1 et X_2 , elles dépendent bien entendu de la population, c'est-à-dire du domaine dans lequel le champ est défini.

Si l'espérance, la variance et autres fonctions caractérisant le champ peuvent être considérées comme constantes dans le milieu, on dit que celui-ci est statistiquement homogène. Si elles ne le sont pas, on dit qu'il existe une tendance ou dérive. Si la tendance de l'espérance est simple, elle peut être identifiée et soustraite des données. L'analyse géostatistique porte alors sur le champ résiduel.

Un champ de propriétés originel ou résiduel, dont l'espérance est constante dans le domaine considéré, et dont la fonction d'autocovariance ne dépend que de la distance entre les points considérés est dit *stationnaire au sens large*. C'est l'hypothèse qui est le plus souvent retenue. Il convient dans les applications de vérifier si cette hypothèse est raisonnable. Remarquons en particulier que la géostatistique ne peut être appliquée qu'aux variables dont l'échelle de fluctuation est nettement inférieure aux dimensions du domaine considéré.

Évaluation statistique des paramètres d'un champ aléatoire

Les fonctions descriptives définies ci-dessus peuvent être estimées à partir des résultats de campagnes de reconnaissance, « discrets » (échantillonnages isolés) ou « continus » (sondages). Dans ce dernier cas, si on accepte que le champ est statistiquement homogène (mais pas forcément isotrope), stationnaire et ergodique (c'est-à-dire que ses paramètres peuvent être estimés à partir d'une seule réalisation), l'espérance est évaluée comme suit :

$$\mu_V \equiv \mu^* = \frac{1}{L} \int_0^L V(X) dX \quad (9)$$

où L est la longueur du sondage.

De la même façon, on peut estimer par points la fonction d'autocovariance dans la direction \mathbf{u} au moyen de l'expression :

$$C_V(\lambda\mathbf{u}) \equiv \frac{1}{L} \int_0^L V(X) V(X + \lambda\mathbf{u}) dX - \mu_V^2 \quad (10)$$

où \mathbf{u} est le vecteur unitaire dans la direction où est évaluée l'autocovariance et λ est un scalaire.

On appelle souvent distance « d'autocorrélation » ou « d'influence » la variable :

$$\delta = 2a \quad (11)$$

où a est l'aire comprise sous la courbe représentative de la fonction d'autocovariance entre l'origine et la première rencontre de cette courbe avec l'axe des abscisses.

2.3

Estimation

Un problème de grand intérêt en géotechnique est l'évaluation de la valeur d'une propriété en un point du milieu où elle n'a pas été mesurée. Disposer d'une solution approchée à ce problème permet d'interpoler entre les données disponibles et même de définir des sondages et des coupes stratigraphiques virtuelles. Le problème peut être généralisé à l'évaluation de la valeur moyenne de cette même propriété dans un sous-domaine du milieu étudié, par exemple dans un volume donné ou sur une certaine surface potentiellement critique.

Une technique qui permet d'atteindre cet objectif est l'estimation linéaire sans biais de moindre variance (Mood et Graybill, 1950), dont certaines variantes, largement utilisées en génie minier, sont plus connues sous le nom de *krigeage* (Krige, 1962 ; Matheron, 1965).

La modélisation des variations d'une propriété dans un domaine donné au moyen d'un champ aléatoire, permet en effet d'estimer les espérances, variances et covariances conditionnelles des valeurs ponctuelles ou moyennes associées respectivement à divers points ou sous-domaines du milieu étudié, à partir d'un certain nombre de résultats de mesures effectuées en d'autres points ou sous-domaines.

Soit \mathbf{V} un vecteur de dimension p contenant les k variables à estimer et les $p-k$ variables connues ordonnées comme suit :

$$\mathbf{V} = \begin{pmatrix} \mathbf{V}_1 \\ \mathbf{V}_2 \end{pmatrix} \text{ avec } \mathbf{V}_1 = \begin{pmatrix} V_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ V_k \end{pmatrix} \text{ et } \mathbf{V}_2 = \begin{pmatrix} V_{k+1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ V_p \end{pmatrix} \quad (12)$$

\mathbf{V}_1 est le vecteur des variables à estimer et \mathbf{V}_2 est le vecteur des variables connues.

Soit \mathbf{U} le vecteur, également de dimension p , des espérances des variables à estimer et des variables connues, défini comme :

$$\mathbf{U} = \begin{pmatrix} U_1 \\ U_2 \end{pmatrix} \text{ avec } U_1 = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \mu_k \end{pmatrix} \text{ et } U_2 = \begin{pmatrix} \mu_{k+1} \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \mu_p \end{pmatrix} \quad (13)$$

Par ailleurs, soit \mathbf{K} la matrice de covariance de l'ensemble des variables connues et à estimer :

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} \mathbf{K}_{11} & \mathbf{K}_{12} \\ \mathbf{K}_{21} & \mathbf{K}_{22} \end{pmatrix} \quad (14)$$

où :

\mathbf{K}_{11} , sous-matrice des covariances entre les variables associées aux les différents points ou sous-domaines d'estimation, d'ordre k ;

\mathbf{K}_{22} , sous-matrice des covariances entre les variables associées aux différents points ou sous-domaines connus, d'ordre $p-k$;

\mathbf{K}_{12} et \mathbf{K}_{21} , sous-matrices des covariances entre les différentes données et les variables associées aux points ou sous-domaines d'estimation, respectivement d'ordre k et $p-k$. On observe que $\mathbf{K}_{21} = \mathbf{K}_{12}^T$

Il est possible d'obtenir un vecteur d'estimation \mathbf{V}_1^* du vecteur \mathbf{V}_1 , étant donné \mathbf{V}_2 , dont les éléments soient linéaires, sans biais et conduisent à une variance minimale d'estimation.

Les éléments de ce vecteur seront des combinaisons linéaires des éléments de \mathbf{V}_2 :

$$\mathbf{V}_1^* = \mathbf{A}\mathbf{V}_2 + \mathbf{b} \quad (15)$$

L'estimation sera sans biais, si :

$$E\{\mathbf{V}_1^* - \mathbf{V}_1\} = \mathbf{A}\mathbf{U}_2 + \mathbf{b} - \mathbf{U}_1 = 0 \quad (16)$$

La sous-matrice des variances d'estimation aura la forme :

$$\mathbf{K}_{11,2} = E\{(\mathbf{V}_1^* - \mathbf{V}_1)(\mathbf{V}_1^* - \mathbf{V}_1)^T\} \quad (17)$$

c'est-à-dire :

$$\mathbf{K}_{11,2} = \mathbf{A}\mathbf{K}_{22}\mathbf{A}^T + \mathbf{K}_{11} - \mathbf{A}\mathbf{K}_{12}^T - \mathbf{K}_{12}\mathbf{A}^T \quad (18)$$

En annulant la dérivée pour minimiser les éléments de cette matrice, on obtient la matrice des coefficients optimaux :

$$\mathbf{A} = \mathbf{K}_{12}\mathbf{K}_{22}^{-1} \quad (19)$$

En combinant les équations précédentes, on obtient le vecteur des valeurs estimées :

$$\mathbf{V}_1^* = \mathbf{U}_1 + \mathbf{K}_{12}\mathbf{K}_{22}^{-1}(\mathbf{V}_2 - \mathbf{U}_2) \quad (20)$$

et la sous-matrice des variances d'estimation minimisées :

$$\mathbf{K}_{11,2} = \mathbf{K}_{11} - \mathbf{K}_{12}\mathbf{K}_{22}^{-1}\mathbf{K}_{21} \quad (21)$$

Cette méthode permet d'estimer les valeurs ponctuelles ou moyennes du champ aléatoire dans des sous-domaines du milieu (par exemple des éléments finis ou groupes de ces éléments) en tenant compte des résultats obtenus par échantillonnage.

Notons que, si l'espérance du champ est stationnaire, la connaissance du vecteur \mathbf{U}_2 n'est plus indispensable, car les coefficients de l'équation (15) sont alors liés entre eux, ce qui donne des équations supplé-

mentaires. C'est l'hypothèse retenue dans le cas du kri-geage dit « ordinaire ».

Globalement, la méthode n'est strictement exacte que dans le cas des champs gaussiens. Dans les autres cas, elle n'est qu'approchée et son utilité dépend des écarts existants par rapport à la distribution de probabilité normale. Elle est franchement inadaptée dans le cas de certaines variables géotechniques comme le nombre de coups obtenus à l'essai SPT qui conduit à des histogrammes tronqués avec souvent des accumulations de valeurs au voisinage de zéro ou de 50. Dans ce cas, il convient de faire porter l'estimation non pas sur la variable elle-même mais sur la fonction indicatrice :

$$I_v(v, X) = \begin{cases} 1 & \text{si } V(X) \leq v \\ 0 & \text{si } V(X) > v \end{cases} \quad (22)$$

dont l'espérance coïncide avec la fonction de distribution du champ, que l'on peut ainsi estimer par points.

2.4

La simulation des champs aléatoires

La *simulation* est le processus au moyen duquel on génère une configuration possible du champ aléatoire compatible avec ses paramètres descriptifs (simulation inconditionnelle) ou avec ces paramètres et, en plus, avec les données disponibles (simulation conditionnelle). On crée ainsi une « réalisation » ou image plausible du champ qui permet d'apprécier les valeurs potentiellement problématiques que celui-ci peut atteindre localement (Auvinet, 2002).

Pour faciliter l'évaluation de toutes les fonctions et les paramètres précédemment décrits ainsi que la réalisation des estimations et simulations souhaitées, plusieurs logiciels adaptés au cas de la géotechnique ont été développés (Medina, 2001 ; Juárez, 2001).

3

Application au sol de Mexico

3.1

Le sol de Mexico

Le sol argileux de la zone lacustre de Mexico est connu pour ses propriétés exceptionnelles, en particulier ses fortes teneurs en eau (couramment de 200 à 400 %). Le profil du sol est le plus souvent constitué comme suit :

- une croûte superficielle constituée par des matériaux silteux et argileux desséchés dont l'épaisseur ne dépasse pas en général quelques mètres ;
- la formation argileuse supérieure (FAS) d'une épaisseur atteignant typiquement la trentaine de mètres ;
- une première couche dure de matériaux sableux et silteux souvent cimentés dont l'épaisseur est de l'ordre de un à trois mètres ;
- une deuxième couche argileuse, ou formation argileuse inférieure (FAI) avec une teneur en eau moindre que celle de la FAS ;
- des dépôts plus consolidés, moins importants du point de vue de l'ingénieur.

Un système d'information géographique relatif aux caractéristiques géotechniques du sol de la vallée de Mexico a été développé (Méndez et Auvinet, 2000). Cette base de données de plus de 4 500 sondages a permis d'amorcer des travaux systématiques de caractérisation géostatistique du sol de la ville dont les cas traités ci-dessous ne sont que des exemples choisis pour leur simplicité.

3.2

Variabilité spatiale verticale de la teneur en eau de la formation argileuse supérieure (FAS)

La variabilité des propriétés du sol avec la profondeur peut être évaluée en ayant recours à la méthodologie géostatistique. On prendra ci-dessous l'exemple d'un sondage du centre de la ville dont on étudiera seulement la formation argileuse supérieure (FAS).

Dans ce cas, le champ $V(X)$ est unidimensionnel. A partir du sondage complet (Fig. 1), on définit facilement les limites de la FAS (10,6 m < z < 34,4 m). Les paramètres les plus simples du champ aléatoire sont estimés en utilisant la statistique classique :

- moyenne : 230,07 %
- écart type : 66,60 %
- coefficient de variation : 0,289

Une analyse de régression consistant à ajuster aux données une ligne droite $V = az + b$ donne : $a = 267,113$ et $b = -1,655$. Sur la figure 1.b, la tendance ainsi définie (ligne discontinue) présente une légère

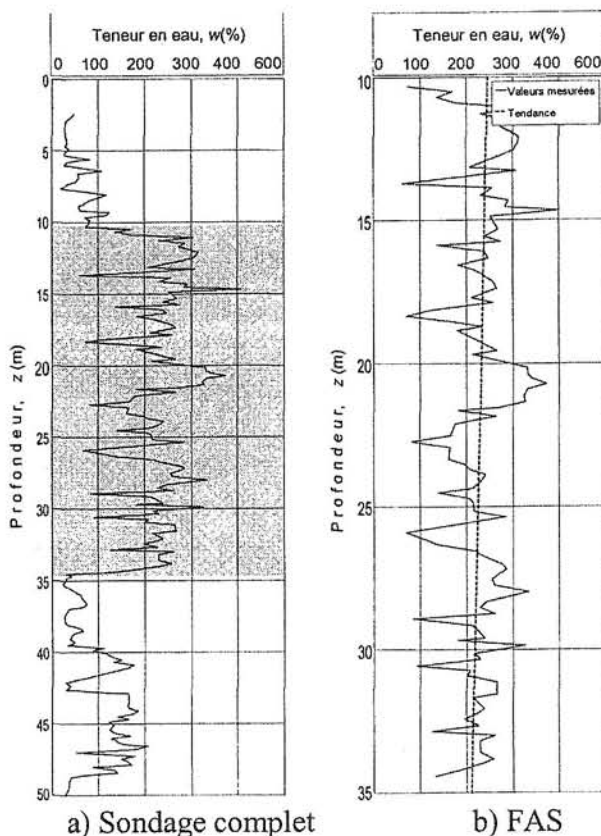


FIG. 1 Variation de la teneur en eau dans la FAS. Water content variation within the upper clay layer (FAS).

inclinaison mais le champ peut être considéré comme pratiquement stationnaire.

Les fonctions d'autocorrélation verticale, calculées au moyen de l'expression (10) avec un pas de calcul $\Delta h = 0,5$ m sont présentées sur la figure 2. La distance d'autocorrélation verticale δ est courte : de l'ordre de 0,7 m, ce qui est caractéristique des dépôts lacustres. Les oscillations observées au-delà de cette distance indiquent une pseudo-stratification assez mal définie.

Les techniques d'estimation géostatistique, présentées plus haut, permettent d'estimer la teneur en eau à n'importe quelle profondeur, c'est-à-dire d'interpoler entre les données en tenant compte de la corrélation spatiale.

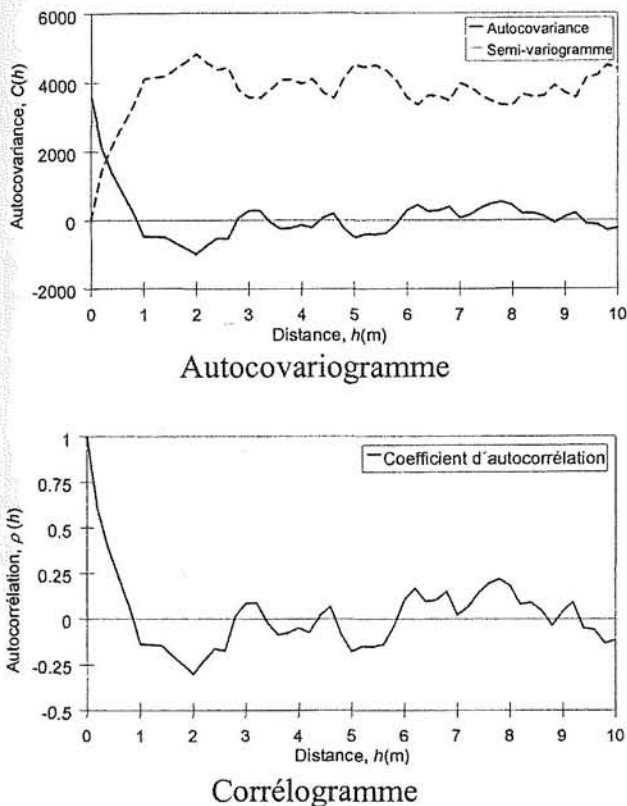


FIG. 2 Fonctions d'autocorrélation spatiale verticale.
Spatial vertical autocorrelation functions.

Si l'on réalise ce type d'estimation, par exemple, tous les 20 centimètres, un profil virtuel de la teneur en eau peut être défini (Fig. 3a). Ce profil s'avère plus lisse que celui de la figure 1, car les valeurs estimées sont des espérances donc des valeurs moyennes. L'estimation géostatistique est toutefois consistante c'est-à-dire qu'elle retrouve les valeurs mesurées si elle est appliquée aux points de mesure. On peut donc ajouter ces derniers aux points d'estimation (Fig. 3b), et on obtient ainsi une véritable interpolation. A chaque valeur estimée on peut par ailleurs associer l'écart type d'estimation (nul pour les points de mesure) qui donne une idée des points où l'estimation présente le plus d'incertitude. L'agrandissement présenté sur la figure 3c permet de mieux apprécier la différence entre une simple interpolation linéaire (qui dans ce cas particulier ne serait d'ailleurs pas vraiment mauvaise) et celle que donne la géostatistique. Notons simplement que, par rapport à l'interpolation linéaire, les points estimés sont déplacés vers la moyenne dans une mesure qui dépend de leur éloignement des points de mesure.

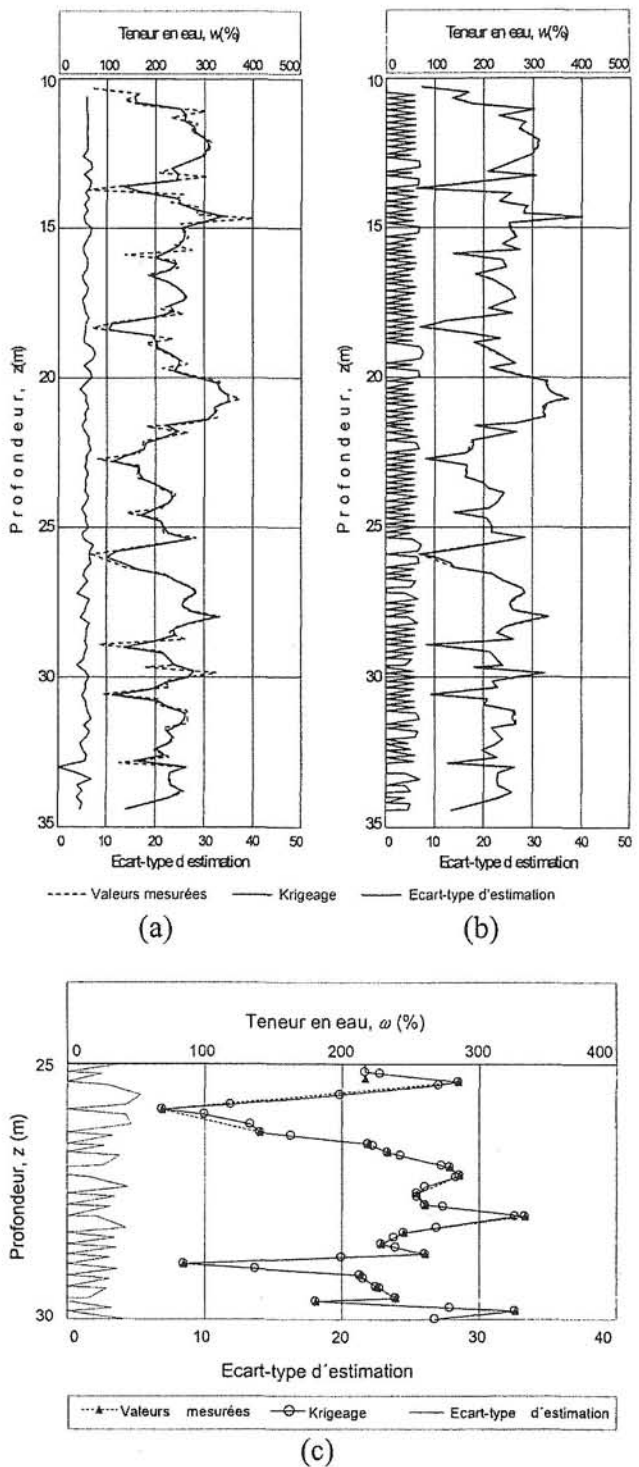


FIG. 3 Profils obtenus par estimation géostatistique.
Estimated soil profiles.

3.2

Étude géostatistique de la profondeur de la première couche dure (CD)

L'étude a été réalisée dans une zone du centre-ville de 1,7 km². La figure 4 indique la position des sondages utilisés.

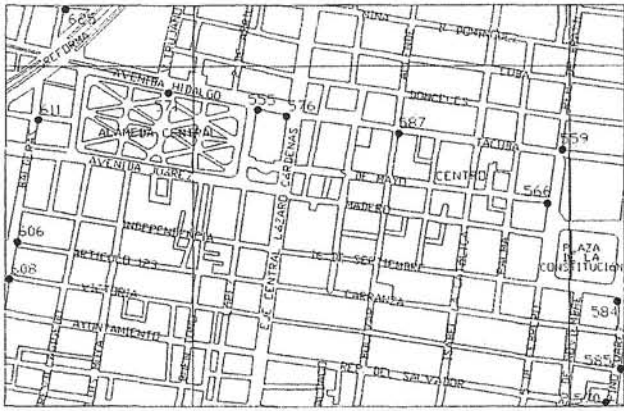


FIG. 4 **Zone étudiée.**
Area of interest.

Les données expérimentales utilisées sont présentées sur le tableau I, où les coordonnées (x, y) définissent la position des sondages dans le système de référence géographique UTM de Mercator.

TABLEAU **Données générales.**
Data.

N°	Coord. x (m)	Coord. y (m)	Prof. CD (m)
570	486 097	2 148 112	-37,00
585	486 137	2 148 200	-35,00
584	486 128	2 148 378	-36,85
608	484 514	2 148 437	-30,25
606	484 533	2 148 534	-30,40
566	485 942	2 148 637	-36,45
559	485 981	2 148 779	-36,80
587	485 544	2 148 822	-34,40
611	484 587	2 148 859	-31,35
576	485 247	2 148 870	-33,30
555	485 170	2 148 884	-32,95
571	484 935	2 148 930	-32,00
625	484 656	2 149 155	-30,15

Le nombre de données disponibles est relativement réduit, car de nombreux sondages réalisés dans le centre-ville sont trop courts; par ailleurs, en raison de la subsidence générale de la ville (jusqu'à 10 m depuis le début du xx^e siècle), seuls les sondages réalisés à la même époque sont comparables entre eux.

La profondeur de la couche dure constitue un champ aléatoire $V(X)$, défini dans un domaine de l'espace R^2 . Les valeurs mesurées présentés sur le tableau, constituent un échantillonnage de ce champ. Une analyse statistique ordinaire donne :

- moyenne : -33,60m
- écart type : 2,65m
- coefficient de variation : 0,079

La profondeur de la couche est manifestement plus importante du côté droit (est) de la figure 4. Une analyse de régression permet d'ajuster aux données un plan $V = ax + by + c$ avec $a = -0,0004$; $b = -0,0040$ et $c = 8 805,7622$ qui définit la tendance du champ. Les résultats de l'analyse de corrélation spatiale réalisée avec un pas de calcul $\Delta h = 50$ m, sont présentés sur la figure. 5 pour les directions $\alpha_1 =$ Azimut 0° (axe y); $\alpha_2 =$ Azimut 90° (axe x). On observe que les distances d'autocorrélation sont de l'ordre de 400 à 700 m.

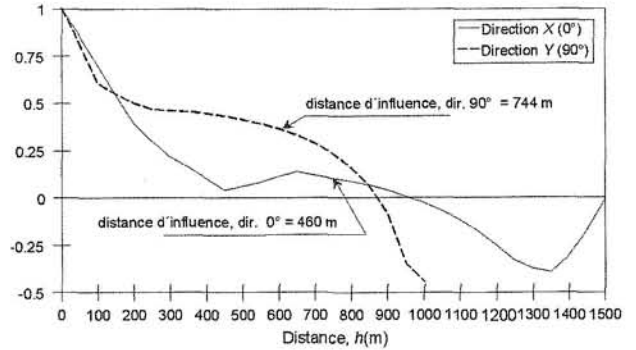


FIG. 5 **Correlogrammes de la profondeur de la CD.**
Correlograms of depth to first hard layer.

Une estimation, réalisée tous les 100 m, permet d'établir les courbes d'isovaleurs de l'espérance de la profondeur de la couche dure (Fig. 6) et celle de l'écart type de l'estimation (Fig. 7).

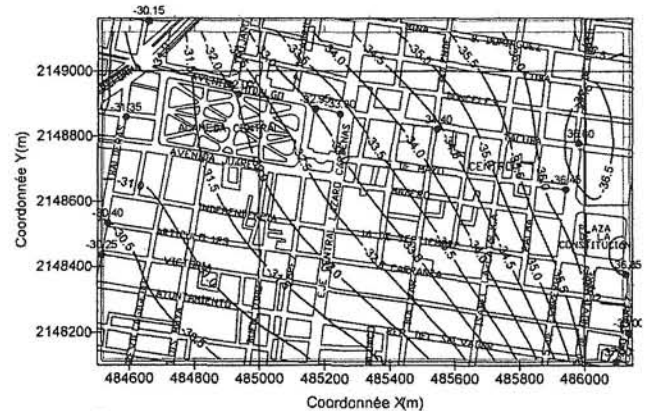


FIG. 6 **Courbes d'isovaleurs de la profondeur de la CD.**
Contours of depth to first hard layer.

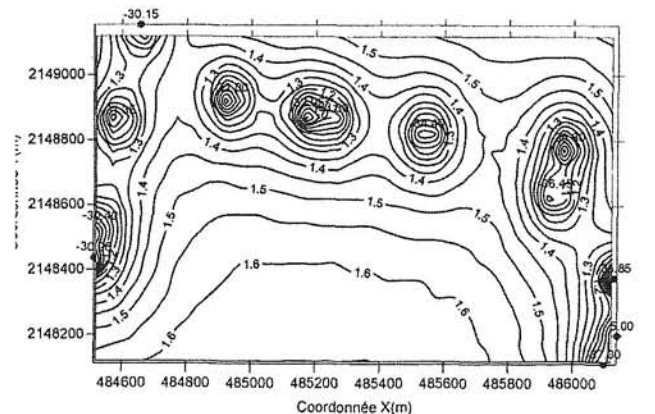


FIG. 7 **Courbes d'isovaleurs de l'écart type d'estimation.**
Contours of standard deviation of estimation.

On observe que l'incertitude disparaît autour des sondages où la profondeur a été mesurée du fait de la corrélation spatiale.

La surface tridimensionnelle de la figure 8 montre la forme générale de la couche et, en même temps, l'effet de lissage caractéristique du type d'estimation réalisée.

Coupe stratigraphique dans la zone de Texcoco

Les techniques géostatistiques ont été utilisées de façon systématique pour les études de l'un des sites possibles pour le futur aéroport de Mexico : l'ancien lac de Texcoco. Nous nous limiterons à illustrer cette étude au moyen de la figure 11 qui représente la variation spatiale, le long d'une piste de 5 km, de la résistance de pointe mesurée au pénétromètre (CPT), q_c . L'image synthétique ainsi obtenue présente l'avantage d'être facilement mise à jour.

4

Conclusion

La géostatistique prend en considération la dépendance spatiale des propriétés du sol en des points proches au moyen du concept de fonction d'autocovariance ou de variogramme. Lorsque l'information géotechnique est suffisante et qu'il existe un degré raisonnable d'homogénéité statistique du milieu, elle permet d'aborder de façon rationnelle le problème de l'estimation de l'épaisseur d'une strate ou de la valeur des propriétés du sol en un point donné ou de leur valeur moyenne dans une certaine région. La géostatistique permet aussi d'estimer l'incertitude associée à cette évaluation. Pour ce type d'estimation on fait le plus souvent appel au concept d'*estimateur linéaire sans biais de moindre variance*. Par ailleurs la géostatistique permet de construire des configurations possibles des variations spatiales des propriétés géométriques ou mécaniques du sol au moyen des techniques de simulation.

Les méthodes géostatistiques fournissent ainsi un outil rationnel pour interpréter l'information géotechnique disponible et évaluer la variabilité spatiale du sol à différentes échelles. Ce sont des techniques qui peuvent être utilisées pour évaluer systématiquement les résultats de campagnes de reconnaissance. Elles permettent d'éliminer une partie de la subjectivité avec laquelle on construit communément les profils de sols et les coupes stratigraphiques.

Le rôle de la géostatistique ne peut bien sûr être que complémentaire des interprétations traditionnelles, car la logique géologique doit rester le principal fil conducteur, mais son apport peut être important quand une modélisation déterministe s'avère trop complexe. Elle se prête au traitement informatique et permet des mises à jour rapides au fur et à mesure que l'information est obtenue. L'analyse géostatistique peut par ailleurs être précieuse pour évaluer si les échantillonnages réalisés sont suffisants pour apprécier la continuité dans l'espace des différentes propriétés du sol analysé. On peut aussi l'utiliser pour déterminer la position optimale d'éventuels échantillons supplémentaires (Auvinet et Abaziou, 1993). Il est donc probable que la géostatistique sera de plus en plus utilisée en géotechnique dans le futur.

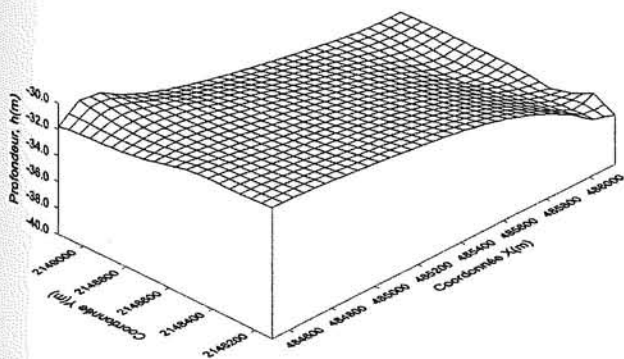


FIG. 8 Surface représentant la profondeur de la CD.
Surface representing estimated depth to first layer.

De la même façon, l'incertitude associée à l'évaluation peut être représentée au moyen d'une surface à trois dimensions (Fig. 9), qui montre bien comment l'incertitude disparaît brusquement au voisinage des sondages.

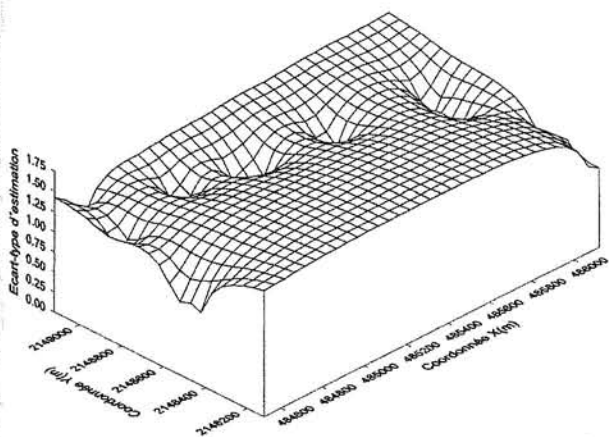


FIG. 9 Surface représentative de l'écart type d'estimation.
Surface representing standard deviation of estimation.

Une configuration possible (et non plus moyenne) de la couche obtenue par simulation conditionnelle est présentée sur la figure 10. On observe que la surface ainsi obtenue est beaucoup plus irrégulière que celle de la figure 8. Elle conserve toutefois la même forme générale et reste compatible avec toutes les mesures.

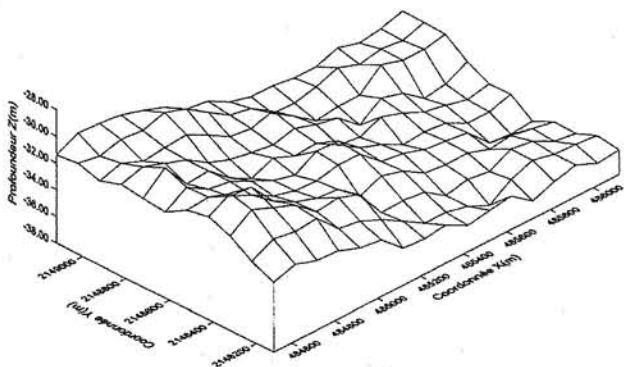


FIG. 10 Simulation de la profondeur de la CD.
Simulation of depth to first hard layer.

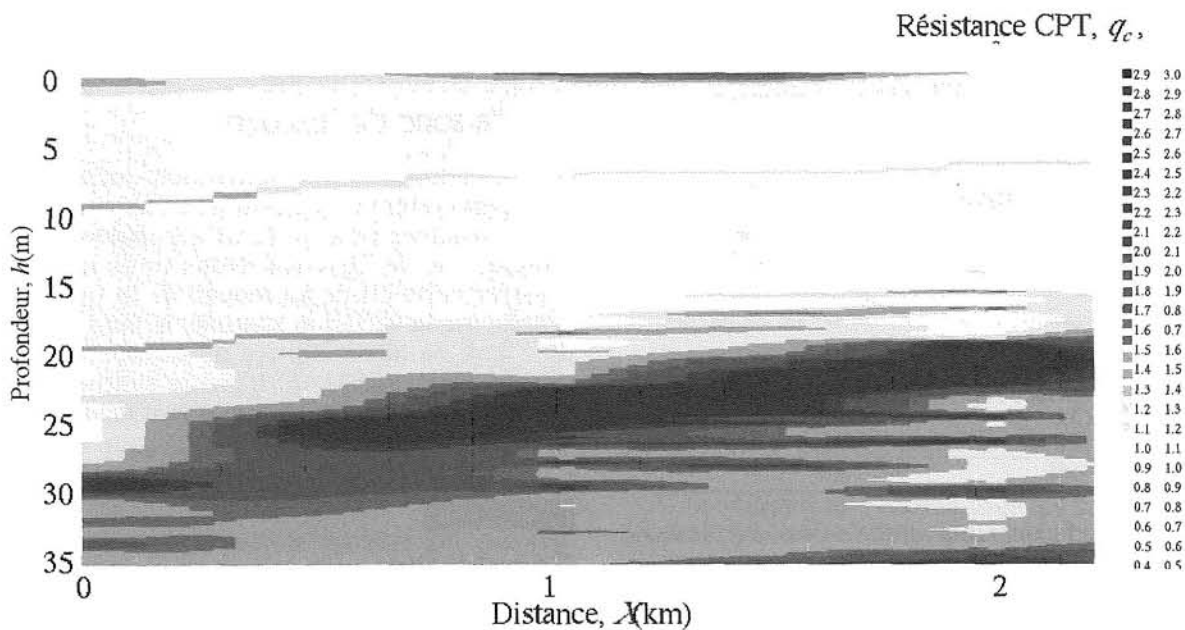


FIG. 11 Section longitudinale virtuelle du sol sur le site de Texcoco.
Virtual soil cross section on Texcoco site.

Bibliographie

- Auvinet G. – Processus stochastiques. Notes du cours, División de Estudios de Posgrado, Facultad de Ingeniería, UNAM, Mexico (en espagnol), 1987.
- Auvinet G., Abaziou L. – Application of random field theory to control of compaction of earth embankments, *Sciences de la Terre*, n° 32, 1993, p. 449-460.
- Auvinet G. – *Uncertainty in Geotechnical Engineering*. Sixteenth Nabor Carrillo Lecture, Publication bilingue (anglais/espagnol), SMMS, Mexico, 2002, 181 p.
- Deutsch, Journel A.G. – *GSLIB, Geostatistical Library and user's guide*, Oxford University Press, New York, 1992.
- Juárez M. – Application de la géostatistique à la description du sol de la vallée de Mexico. Thèse de Master, ESIA-IPN, Mexico (en espagnol), 2001.
- Krige D.G. – Statistical application in mine evaluation. *J. Institute Mine Survey*, South Africa, 1962.
- Matheron G. – *Les variables régionalisées et leur estimation*. Masson et Cie, Paris, 1965.
- Medina Z. – Interprétation géostatistique des campagnes de reconnaissance des sols. Thèse de Master, UNAM, Mexico (en espagnol), 2001.
- Méndez E., Auvinet G. – Application des technologies de l'information au zonage géotechnique du sol du bassin de Mexico. *Comptes rendus de la XX^e Réunion nationale de mécanique des sols*, SMMS, Oaxaca, Mexico (en espagnol), 2000.