

CHAPITRE VII :
MODELISATION GEOSTATISTIQUE DE
LA POLLUTION METALLIQUE

VII. 1. Introduction

Le suivi et l'estimation du degré de pollution des eaux par les différents contamineurs rend nécessaire l'analyse et l'exploitation et le traitement des données géologiques, hydrogéochimiques et hydrodynamiques. A partir de la bibliographie récente, plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour l'estimation et la cartographie de la pollution des eaux souterraines, tels que ; l'apport des profils des variations des concentrations. L'analyse de données multivariées (Analyse en Composante Principale) et l'estimation géostatistique. Ces techniques vont être appliquées sur les données des campagnes d'analyses chimiques. Nous présentons ici, une synthèse sur les méthodes utilisées :

VII. 2. Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'Analyse en composante principale (ACP) est l'une des plus anciennes méthodes de l'analyse factorielle. Elle est utilisée pour l'analyse des données qui sont représentées sous formes de tableaux de n individus et p variables. En présence d'un nuage de points des variables dans un espace à n dimensions, on cherchera à saisir et comprendre la dispersion des points c'est-à-dire la signification des différents allongements des nuages de points. L'ACP peut s'utiliser dans des situations nombreuses et variées pour savoir comment se structurer les variables, quelles sont celles qui sont associée, quelles sont celles qui ne le sont pas, quelles sont celles qui «vont dans le même sens», quelles sont celles qui s'opposent. L'ACP permettra de regrouper selon les mêmes facteurs les échantillons présentant des caractères d'origine ou d'évolution similaire. L'ACP permettra de distinguer les associations entre les différents éléments métalliques responsables à la pollution de la nappe, et de déterminer les principaux facteurs agissants sur ses éléments. Le facteur qui présente le maximum d'inertie (I) (maximum de dispersion de l'information), est alors choisi pour le calcul de ses individus.

Dans notre étude, l'ACP a été employé pour déterminer le facteur qui contrôle l'ensemble des variables responsables à la pollution métallique (Belkhiri L., et al., 2015). Les scores factoriels des individus sur ce facteur vont être calculés, donc, chaque score factoriel d'un individu va présenter une composante multivariable reflétant un degrés de la pollution. La cartographie géostatistique plus tard sera faite sur ces scores factoriels. Cette technique a été employée également dans le domaine pétrolier pour la caractérisation pétrophysiques des réservoirs pétroliers (Souadnia,S., et al., 2017).

Cependant cette application dans le domaine hydrogéologique ouvre une fenêtre pour une cartographie multivariable du degré de pollution en tenant compte des composantes de la pollution issues de l'ACP.

VII. 3. La cartographie krigéante (méthode géostatistique)

Le néologisme "géostatistique" a été inventé par Georges Matheron en 1962. Le préfixe "géo" fait référence au domaine des sciences de la terre, qui est historiquement celui où la géostatistique s'est développée. Les champs d'application actuels concernent des domaines très variés (géologie minière, hydrogéologie, climatologie, sciences sociales, ... etc.).

La désinence "statistique" se réfère à l'utilisation de méthodes probabilistes. L'originalité de la géostatistique par rapport à la statistique classique est la prise en compte de la dépendance entre les observations lorsque celles-ci sont situées dans l'espace. Toutefois, les méthodes géostatistiques ne sont pas exclusivement probabilistes : il existe une branche, connue sous le nom de "géostatistique transitive", qui ne fait pas appel au concept des processus aléatoires (Xavier Emery, 2001).

La géostatistique est connue depuis près de 40 ans dans les mines d'or du Witwatersrand où Daniel Krige proposa une correction statistique à la manière traditionnelle d'estimer la teneur d'un bloc de minerai à partir d'un nombre limité d'échantillons pris autour du bloc à exploiter. La théorie était formulée 10 ans plus tard par Georges Matheron (1971), qui introduisit un outil pour analyser la continuité spatiale des teneurs appelé " le variogramme " et une méthode d'estimation basée sur le variogramme appelée " le krigeage ".

L'avenir de la géostatistique semble brillant. Avec toutes les expériences et les développements des trente dernières années, la géostatistique est devenue une alternative possible aux méthodes géométriques traditionnelles de l'estimation des nappes. D'autres disciplines qui utilisent des données distribuées spatialement (Eau, environnement, hydrologie, hydrogéologie, océanographie) ont commencé à l'adopter.

VII. 3. 1. Notions de la géostatistique

Matheron (1971), définit la géostatistique de la façon suivante : "la géostatistique est l'application du formalisme des fonctions aléatoires à la reconnaissance et à l'estimation des

phénomènes naturels". Une **fonction aléatoire** (F.A) $Z(x)$ est un ensemble de variable aléatoire $Z(x_i)$, définie en chaque point x_i du gisement G :

$$Z(x) = \{Z(x_i), \forall x_i \in G\}$$

Un phénomène minéralisé peut être caractérisé par la répartition dans l'espace d'un certain nombre de grandeurs mesurables, que nous appelons "**variables régionalisées**" (V.R).

Ces variables ont une structure d'auto-corrélation qui dépend du module et de la direction du vecteur séparant deux points de mesure. Mathématiquement, une variable régionalisée est une fonction du point x . Cette fonction est généralement irrégulière et montre deux aspects complémentaires (Matheron G., 1973).

- Un aspect aléatoire qui explique les irrégularités locales ;
- Un aspect structuré qui reflète les tendances du phénomène à grande échelle.

Si au point x_i de l'espace, la V.R $z(x_i)$ est considéré comme valeur unique (valeur vraie) alors la géostatistique étudiera la corrélation spatiale de la V.R et la structure de cette variable dans l'espace. C'est la **géostatistique transitive** (Chauvet, 1999).

Le choix constitutif, de la géostatistique minière consiste à interpréter chaque valeur de la variable régionalisée $z(x)$, comme une réalisation particulière d'une variable aléatoire $Z(x_i)$ implanté au point x_i , donc plusieurs réalisations sont possibles. C'est la **géostatistique intrinsèque**.

Ce choix constitutif fondamental conduit à des solutions cohérentes et acceptables pour divers problèmes pratiques miniers posés, tel que le problème de l'estimation des réserves locales et récupérables (Belkhiri L., 2017).

VII. 3. 2. Variogramme

Soit deux variables aléatoire, $z(x)$ et $z(x+h)$ mesurées en 2 points " x " et " $x+h$ " (Fig. 112), la variabilité entre ces deux points (Fig.112) se caractérise par une fonction notée $2\gamma(x, h)$ appelée variogramme (Journel et Huijbregts, 1978).

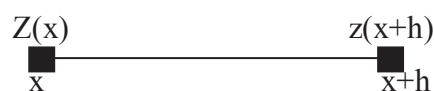


Figure 112 : Représentation schématique des points de mesure de la variable.

Le variogramme théorique est défini comme étant l'espérance quadratique de la variable aléatoire $[z(x) - z(x+h)]$ soit:

$$E = \left\{ [Z(x) - Z(x+h)]^2 \right\} = 2\gamma(x, h)$$

En général, le variogramme $\gamma(x, h)$ (ou semi-variogramme) est une fonction à la fois du point x et du vecteur h (Fig. 113) mais l'estimation de ce variogramme nécessite plusieurs réalisations, or en pratique on ne dispose que d'une seule réalisation, soit le couple $[z(x), z(x+h)]$ de mesure effectuées aux points x et $x+h$, d'où l'introduction de l'hypothèse intrinsèque: le variogramme ne dépend que du vecteur h en module et en direction et non du point x . En admettant cette hypothèse, le variogramme sera estimé par la formule :

$$2\gamma(h, \theta) = \frac{1}{N(h, \theta)} \sum_{i=1}^{N(h, \theta)} [z_i(x) - z_i(x+h)]^2$$

Où $N(h, \theta)$ est le nombre de couples $[z(x), z(x+h)]$ séparé par une distance h suivant une direction θ . Les résultats obtenus peuvent être représentés sous forme graphique (Fig.114).

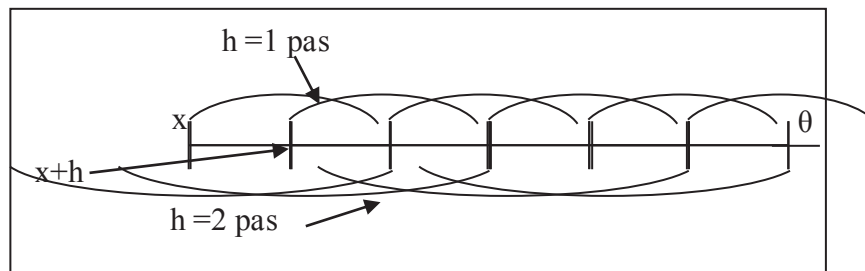


Figure 113 : Estimation du variogramme.

a) Propriétés du variogramme directionnel

On fixe une direction en partant de l'origine $h = 0$, $\gamma(x, h) = 0$, en général le variogramme croît avec le module du vecteur h . Cette croissance caractérise le degré de continuité de la variable étudiée (Fig.114).

Généralement, la stabilisation du variogramme est marquée au delà d'une certaine valeur de h notée a et appelée portée du variogramme. Ce dernier reste inchangé au-delà de $h = a$ et ne dépend plus de l'inter-distance entre les valeurs : les mesures ne sont plus corrélées. La portée " a " donne alors un sens à la notion de zone d'influence d'un échantillon ou d'un sondage. Cette portée n'est pas forcément la même dans toutes les directions de l'espace. Elle permet donc de détecter une éventuelle anisotropie ou isotropie dans la structure de la minéralisation.

Le variogramme croît jusqu'à une certaine limite appelé palier puis s'aplatit, mais il peut également croître indéfiniment (effet de dérive).

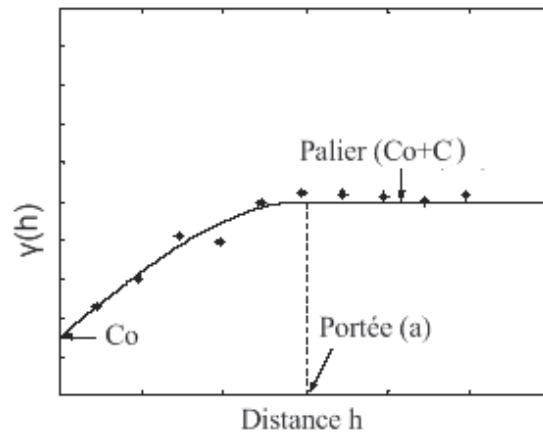


Figure 114 : Représentation graphique du variogramme.

b) Schéma théorique et ajustement des variogrammes

Une fois le variogramme expérimental est calculé, il faut alors déterminer un modèle mathématique qui lui correspond et qui doit être opérationnel et simple à l'emploi : C'est l'ajustement du variogramme expérimental. Les schémas théoriques d'usage courant sont classés en schémas à palier, schémas sans palier et schémas à effet de trous (Fig.115).

- Schéma à palier, présente

➤ Un comportement linéaire à l'origine :

○ Schéma sphérique: $\gamma(h) = \frac{3}{2} \cdot \frac{h}{a} - \frac{1}{2} \frac{h^3}{a^3} \dots \dots \dots \forall h \in [0, a]$
 $\gamma(h) = 1 \dots \text{pour} \dots h \geq a$

○ Schéma exponentiel : $\gamma(h) = 1 - e^{-h/a} \dots \dots \forall h \geq 0$

➤ Un comportement parabolique à l'origine :

○ Schéma gaussien: $\gamma(h) = 1 - e^{-h^2/a}$

- Schéma sans palier

➤ Schéma en puissance : $\gamma(h) = h^\lambda \dots \dots \forall h > 0, \dots 0 < \lambda < 2$

➤ Schéma logarithmique : $\gamma(h) = a \cdot \log(h) \dots \dots \forall h > 0, \dots a = \text{constant} > 0$

➤ Schéma à effet de trou $\gamma(h) = 1 - \frac{\sin(h)}{h} \dots \dots \dots \forall h > 0, \gamma(h) = \frac{h^2}{6} \dots \dots \dots h \rightarrow \infty$

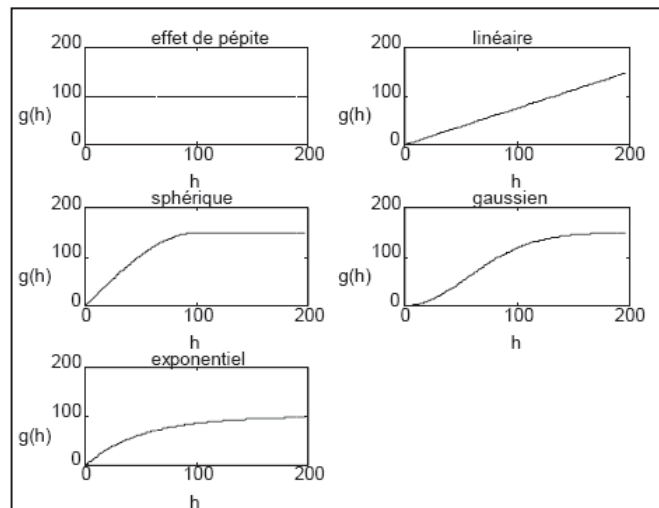


Figure 115 : Schémas théoriques d'ajustement des variogrammes. (In Marcotte D., 1997)

VII. 3. 3. La variance d'estimation

Si Z est la valeur "vraie" inconnue que l'on cherche à estimer par Z^* , l'erreur commise est $(Z - Z^*)$. Les valeurs Z , Z^* , $Z - Z^*$ sont prise comme des réalisations particulières de V.A (variable aléatoire) ou F.A (fonction aléatoire) Z , Z^* , $Z - Z^*$.

L'erreur aléatoire $Z - Z^*$ est alors caractérisée par ses deux premiers moments.

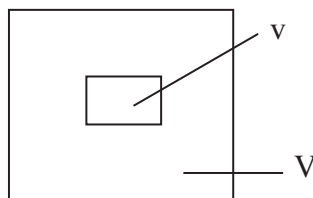
Moyenne $b = E(Z - Z^*)$

Variance d'estimation $\sigma^2 E = E(Z - Z^*)^2 - b^2$

Si $b = 0$, on dit que l'estimateur Z^* est sans biais, si non l'estimateur est biaisé.

Le formalisme géostatistique permet de déduire la variance d'estimation élémentaire d'une teneur moyenne Z_V par une autre teneur moyenne Z_v est

$$\sigma^2 E(V, v) = 2\bar{\gamma}(V, v) - \bar{\gamma}(V, V) - \bar{\gamma}(v, v)$$



Avec :

$\bar{\gamma}(V, v)$: La valeur moyenne du variogramme entre un point appartenant au domaine V et un autre au domaine v ;

$\bar{\gamma}(V, V)$: La valeur moyenne du variogramme entre deux points appartenant au même domaine V ;

$\bar{\gamma}(v, v)$: La valeur moyenne du variogramme entre deux points appartenant au même domaine v .

La qualité d'une estimation de V par v dépend alors :

- de la géométrie du domaine à estimer : terme $\bar{\gamma}(V, V)$;
- de la distance entre l'estimé et l'estimant : terme $\bar{\gamma}(V, v)$;
- de la géométrie interne de l'estimant : terme $\bar{\gamma}(v, v)$;
- Du degré de régularité du phénomène étudié : utilisation de la caractéristique structurale γ .

La formule générale précédente s'étend à la variance d'estimation de la teneur moyenne ZV d'un panneau V par une combinaison linéaire z_v^* des informations disponibles (Journel, 1978).

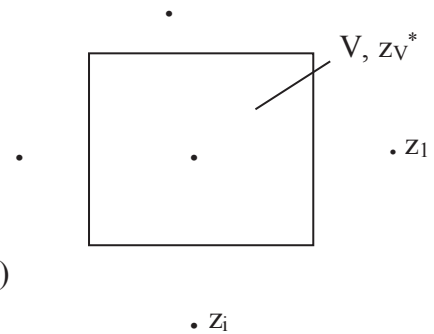
Par exemple si l'on dispose de N informations v_i de teneurs moyennes $z(x_i)$, λ_i étant le pondérateur associé à l'information v_i . L'estimateur est :

$$z^* = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i)$$

La variance d'estimation s'écrit alors :

$$\sigma^2_{E(V,v)} = 2 \sum_i \lambda_i \bar{\gamma}(V, v_i) - \bar{\gamma}(V, V) - \sum_i \sum_j \lambda_i \lambda_j \bar{\gamma}(v_i, v_j)$$

Le krigeage consiste à déterminer les pondérateurs λ_i .



VII. 4. L'estimation par la méthode géostatistique

a) Système de krigeage ordinaire

Ce système permet donc de retrouver les N pondérateurs λ_i . Ces derniers, dit pondérateurs de krigeage, donnent la variance d'estimation la plus petite possible et elle est appelée variance de Krigeage. Ce système est le suivant :

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^N \lambda_i \bar{\gamma}(v_i, v_j) + \mu = \bar{\gamma}(v_j, V) \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1 \end{array} \right\} \forall i = 1..N \dots et \dots j = 1..N$$

$$\sigma_k^2 = \sum_{i=1}^N \lambda_i \bar{\gamma}(v_i, V) + \mu - \bar{\gamma}(V, V)$$

- *Propriétés et remarques à propos du krigeage ordinaire*

- Le système de krigeage ordinaire est un système à N+1 équations à N+1 inconnues qui sont les N pondérateurs λ_i et μ qui est le paramètre de Lagrange.
- Le krigeage ordinaire est un estimateur linéaire sans biais. C'est un interpolateur exact.
- Le système et la variance de krigeage rendent compte des 4 faits suivants :
 - de la géométrie du domaine à estimer - terme de $\bar{\gamma}(V, V)$.
 - de la géométrie entre estimant et estimateur - terme de $\bar{\gamma}(V, v_i)$.
 - de la géométrie interne de l'information - terme de $\bar{\gamma}(v_j, v_i)$.
 - de la structure sous jacente - terme de $\gamma(h)$.

Ce concept permet donc de calculer la variance d'estimation d'un volume V à partir de différents géométries et dispositifs. Nous allons donc utiliser cette propriété pour calculer les variances d'estimation de différentes configurations et avoir une idée sur la maille de prospection.

- *paramètres et plan type de krigeage*

Le plan type de krigeage ordinaire utilisé lors de l'estimation de la teneur d'un bloc d'exploitation de support V, à partir de l'ensemble des données des sondages de (échantillons) de support v_i en utilisant un variogramme expérimental ajusté, est de suivre les étapes suivantes (Journel et Huijbregts, 1978) :

- Déterminer le nombre maximal et minimal d'information nécessaire à un système de krigeage, pour mieux estimer le bloc;

- Le krigeage doit être effectué dans un voisinage restreint de forme sphérique ou ellipsoïdale définie par l'anisotropie zonale ; pour mettre le krigeage à l'abri de tous risque de biais et pour faciliter le regroupement de l'information à l'intérieur du voisinage (zone d'influence).

VII. 5. Résultats obtenus

VII. 5. 1. L'Analyse en Composantes Principale (ACP)

a) Matrice de corrélation

La matrice de corrélation entre les paramètres physico-chimiques et les éléments constituant la pollution métallique, a été établie (Tab.43). La diagonalisation de cette matrice a permis d'extraire les facteurs de charges représentés par les valeurs propres pour chacun des facteurs (Tab.44, Fig.116). A partir de ce Tableau, on constate que les deux premiers facteurs F1 et F2 détiennent du maximum de la variabilité cumulée avec 51 %. C'est alors ces deux facteurs qui feront l'objet d'une projection des variables et des individus dans le but est de déterminer les associations des variables d'une part et le facteur qui contrôle la pollution métallique de la nappe.

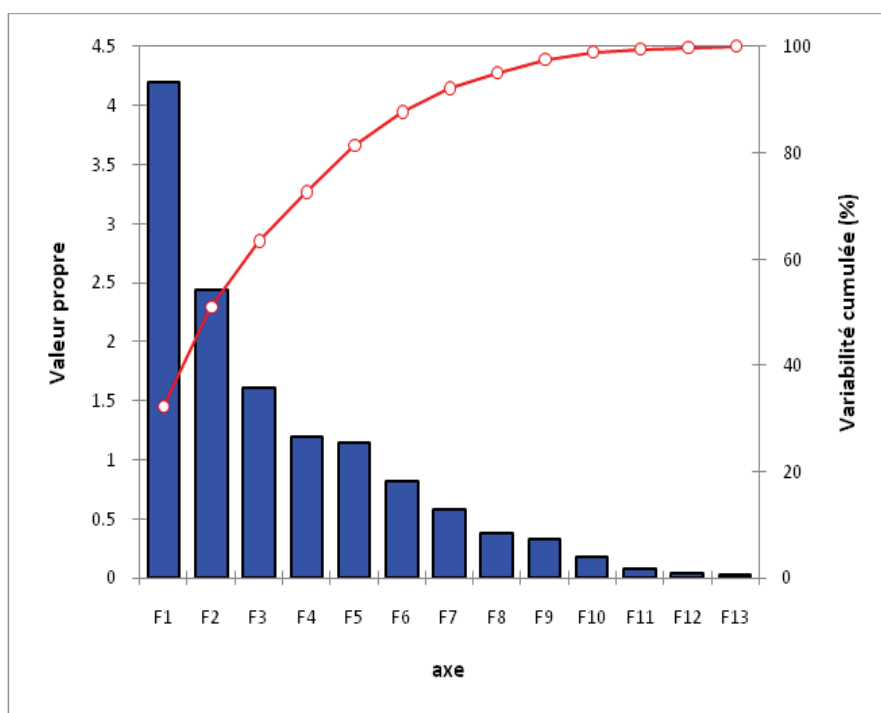
Tableau 43 : Matrice de corrélation.

Variables	CE	Ca ⁺⁺	Mg ⁺⁺	Na ⁺	SO ₄ ⁻	Cl ⁻	HCO ₃ ⁻	Po ₄ ⁻⁻	Zn	Cr	Pb	Cu	Fe
CE	1	0.33	0.51	0.21	0.35	0.50	0.18	-0.03	-0.06	0.23	0.25	0.28	0.04
Ca ⁺⁺	0.33	1	0.60	0.52	0.31	0.57	-0.16	-0.05	0.29	0.39	0.57	0.53	0.15
Mg ⁺⁺	0.51	0.60	1	0.32	0.48	0.80	0.07	-0.05	0.48	0.41	0.29	0.40	0.25
Na ⁺	0.21	0.52	0.32	1	0.26	0.33	-0.27	0.16	0.10	0.29	-0.16	-0.29	-0.12
SO₄ ⁻	0.35	0.31	0.48	0.26	1	0.50	0.06	0.45	0.24	0.31	0.15	0.37	0.22
Cl ⁻	0.50	0.57	0.80	0.33	0.50	1	-0.18	0.34	0.01	0.25	0.32	0.39	-0.07
HCO₃ ⁻	0.18	-0.16	0.07	-0.27	0.06	-0.18	1	-0.54	0.25	-0.13	0.13	0.21	0.27
Po₄ ⁻⁻	-0.03	-0.05	-0.05	0.16	0.45	0.34	-0.54	1	-0.28	0.13	-0.26	-0.18	-0.19
Zn	-0.06	0.29	0.48	0.10	0.24	0.01	0.25	-0.28	1	0.20	-0.08	0.13	0.45
Cr	0.23	0.39	0.41	0.29	0.31	0.25	-0.13	0.13	0.20	1	0.21	0.20	0.40
Pb	0.25	0.57	0.29	-0.16	0.15	0.32	0.13	-0.26	-0.08	0.21	1	0.84	0.29
Cu	0.28	0.53	0.40	-0.29	0.37	0.39	0.21	-0.18	0.13	0.20	0.84	1	0.32
Fe	0.04	0.15	0.25	-0.12	0.22	-0.07	0.27	-0.19	0.45	0.40	0.29	0.32	1

Les valeurs en gras sont différentes de 0 à un niveau de signification alpha=0.05

Tableau 44 : Valeurs propres.

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	F11	F12	F13
Valeur propre	4.19	2.44	1.61	1.20	1.14	0.82	0.58	0.38	0.33	0.17	0.08	0.04	0.02
Variabilité (%)	32.25	18.75	12.36	9.22	8.77	6.31	4.46	2.92	2.50	1.31	0.63	0.33	0.19
% cumulé	32.25	51.00	63.36	72.58	81.35	87.66	92.13	95.05	97.55	98.86	99.49	99.81	100.00

**Figure 116 : Totales des variances et Pourcentages cumulés.**

VII. 5. 1. 2. Cercle FI-FII, plan FI-FII

Les principaux éléments indiquant la pollution (métallique), sont corrélés positivement avec le facteur de charge FI. Ce facteur contrôlant cette pollution présente le maximum de la variance de dispersion (51. %) (Fig.117 et Fig.118). Il correspond dans le plan des individus aux points (P4, P5, P6 ...etc.) qui se localisent aux bordures la décharge d'ordure. C'est l'axe de la minéralisation et de la pollution métallique.

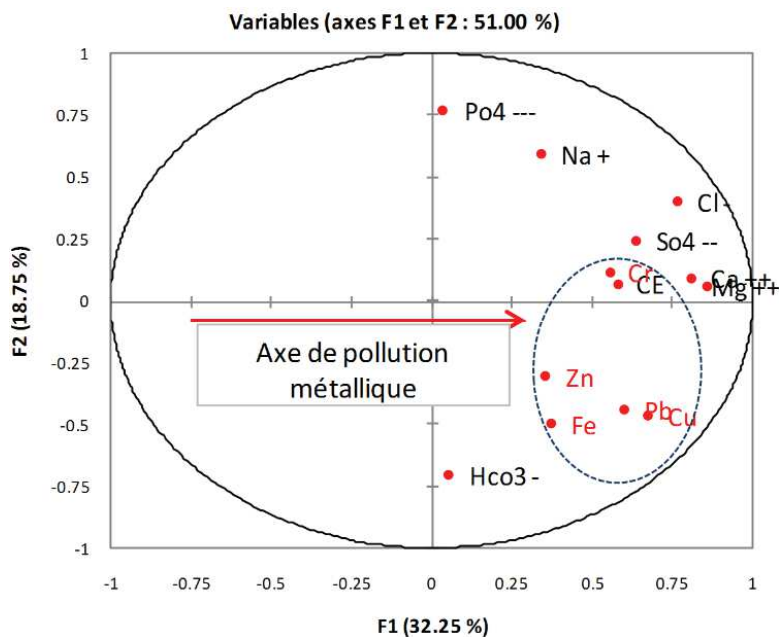


Figure 117 : Représentation de l'ACP selon les facteurs FI et FII

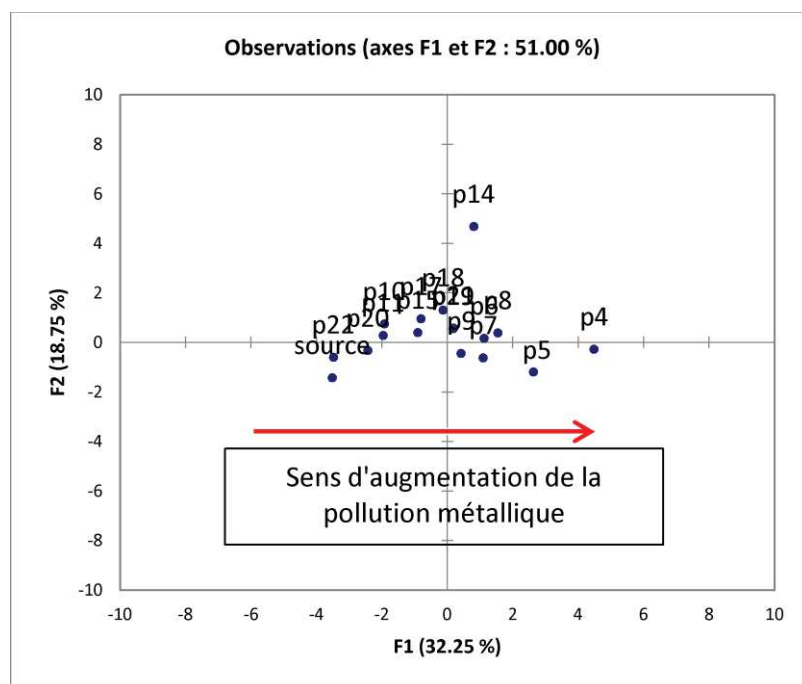


Figure 118 : Représentation de l'ACP selon les plans FI FII des individus

VII. 5. 2. Modélisation géostatistique du degré de la pollution métallique

VII. 5. 2. 1. Variable régionalisée

Sur la base de l'ACP, Nous constatons que le facteur de charge F1 représente l'axe de la pollution métallique. C'est-à-dire le facteur qui regroupe l'ensemble des éléments de la pollution métallique en même temps. Les scores factoriels des individus (échantillons des puits) par rapport ce facteur représente une composante multivariable des polluants

métalliques en chacun des puits. L'étude géostatistique est alors ramenée sur ces scores factoriels des individus comme étant une nouvelle variable régionalisée afin de modéliser la répartition des polluants métallique dans la nappe. D'une manière générale, les individus ayant des valeurs inférieures à 0, représentent les eaux échantillonnées des puits non/ou faiblement pollués. Cependant les individus ayant des valeurs supérieures à 0 sont les puits fortement pollués.

VII. 5. 2. 2. Variographie des scores factoriels des individus

VII. 5. 2. 2. 1. Variographie de Surface

Le variogramme de surface sur les scores factoriels des individus a été faite par le logiciel Variowin 2.2 (Pannatier Y., 1996). A partir de la figure 119, qui cartographie $\gamma(h)$ a permis de mettre en évidence une direction d'anisotropie NW – SE (Dir. 135°). Cette direction est interpréter par le gradient de pollution où la variabilité du degré de la pollution métallique est grande le long de cette direction. Il s'agit du sens d'écoulement amont –aval qui véhicule les polluants métalliques.

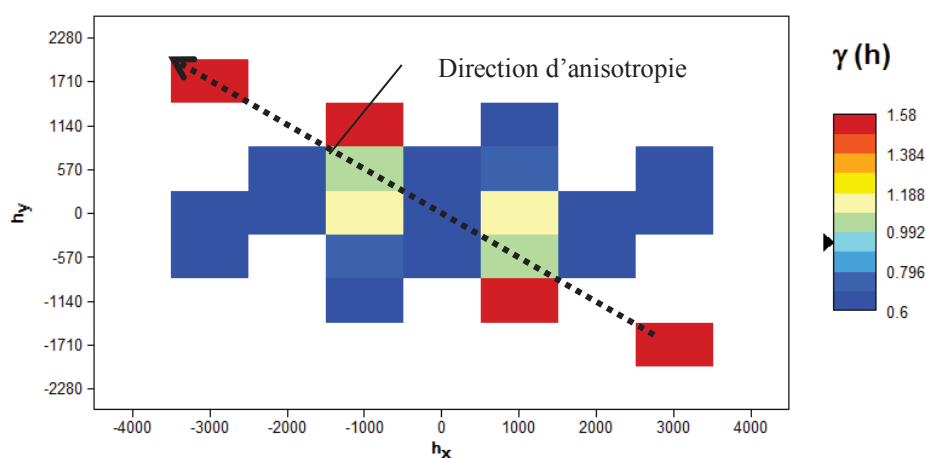


Figure 119 : Variogramme de surface des scores factoriels des individus par rapport F1 montrant une anisotropie dans la direction NW-SE (Dir. 135°).

VII. 5. 2. 2. 2. Variogramme directionnels

Les variogrammes directionnels des scores factoriels des individus du facteur (FI) ont été calculés dans les directions (0°, 45°, 90° et 135°) avec des tolérances ($\pm 25^\circ$ à $\pm 45^\circ$). Ces variogrammes ont été ajustés par des schémas de régionalisation exponentielle avec porté (a), palier (C) et effet de pépité (C_0). (Fig.120, Tab.45). L'ajustement des cardiogrammes a été validé sur la base d'un minimum d'erreur par rapport la méthode de moindre carrée.

A l'aide de ces variogrammes, on constate une anisotropie dans la direction 135 indiquant de fortes variations. Cette direction indique le gradient de contamination métallique amont-aval. (Pannatier Yvan., 1996).

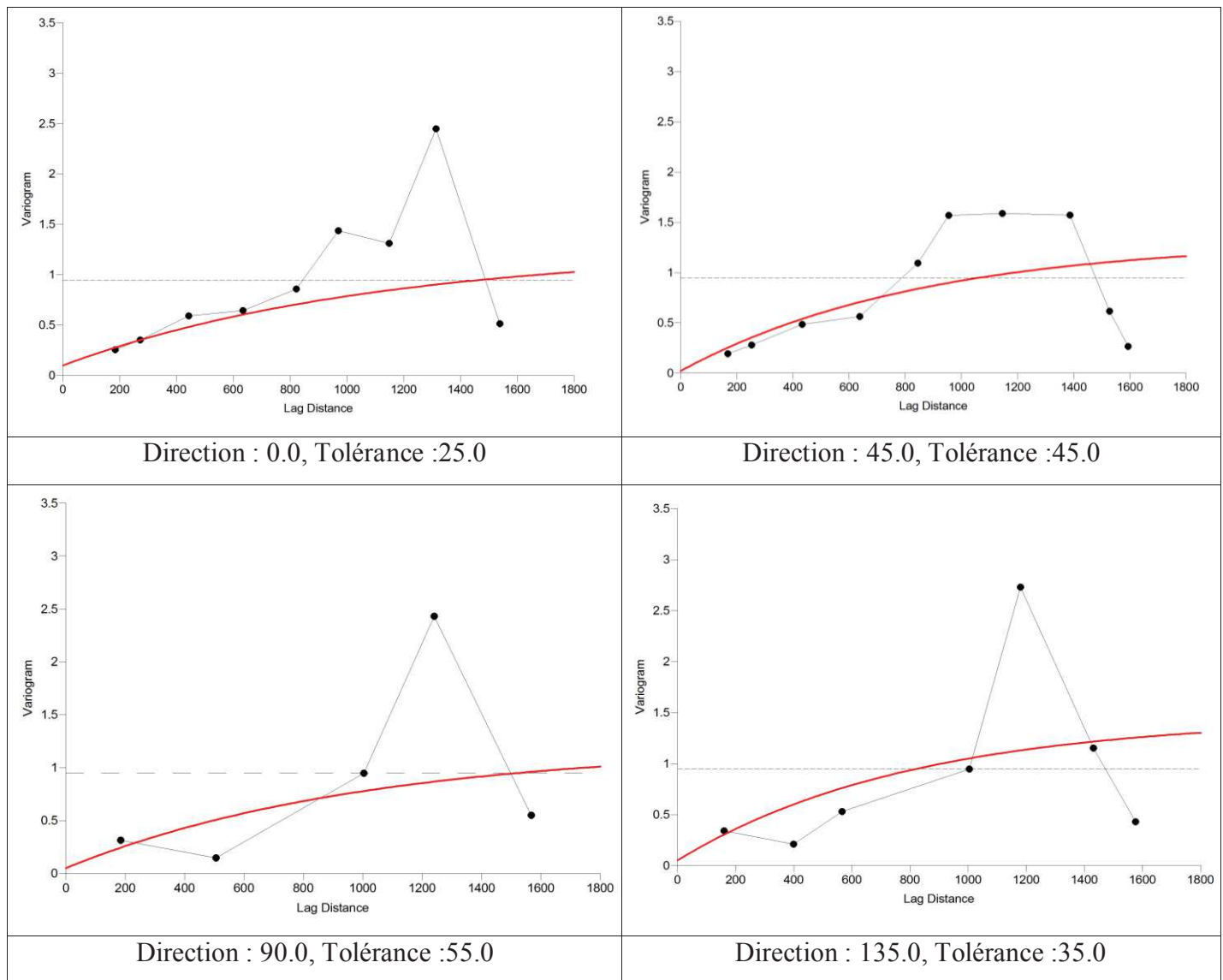


Figure 120 : Variogrammes directionnels des scores factoriels des individus pour le facteur F1.

Tableau 45 : Récapitulatifs des variogrammes directionnels et leurs ajustements.

<i>Direction</i>	<i>Model.</i>	<i>C₀</i>	<i>C</i>	<i>a (m)</i>
<i>0°</i>	Exp	0.10	1.15	1100
<i>45°</i>	Exp	0.02	1.30	850
<i>90°</i>	Exp	0.05	1.15	1000
<i>135°</i>	Exp	0.05	1.4	800

VII. 5. 2. 3. Krigage et cartographie

Les variogrammes ajustés ont pour le krigage des scores factoriels des individus sur le facteur F1 qui indique l'axe de la pollution métallique (Theodossiou N., 2006). Le système de krigage à deux dimensions des blocs 50x50m a été utilisé. Ceci a permis de présenter un modèle de blocs krigés avec le minimum de variance d'estimation et par conséquent un minimum d'erreur relative (Fig.121). Cette méthode a permis de proposer une cartographie qui prend en considération tous les éléments de la pollution métallique en même temps. L'établissement de cette carte nous a permis de mettre en évidence une évolution amont-aval du degré de la pollution métallique dans la zone d'étude.

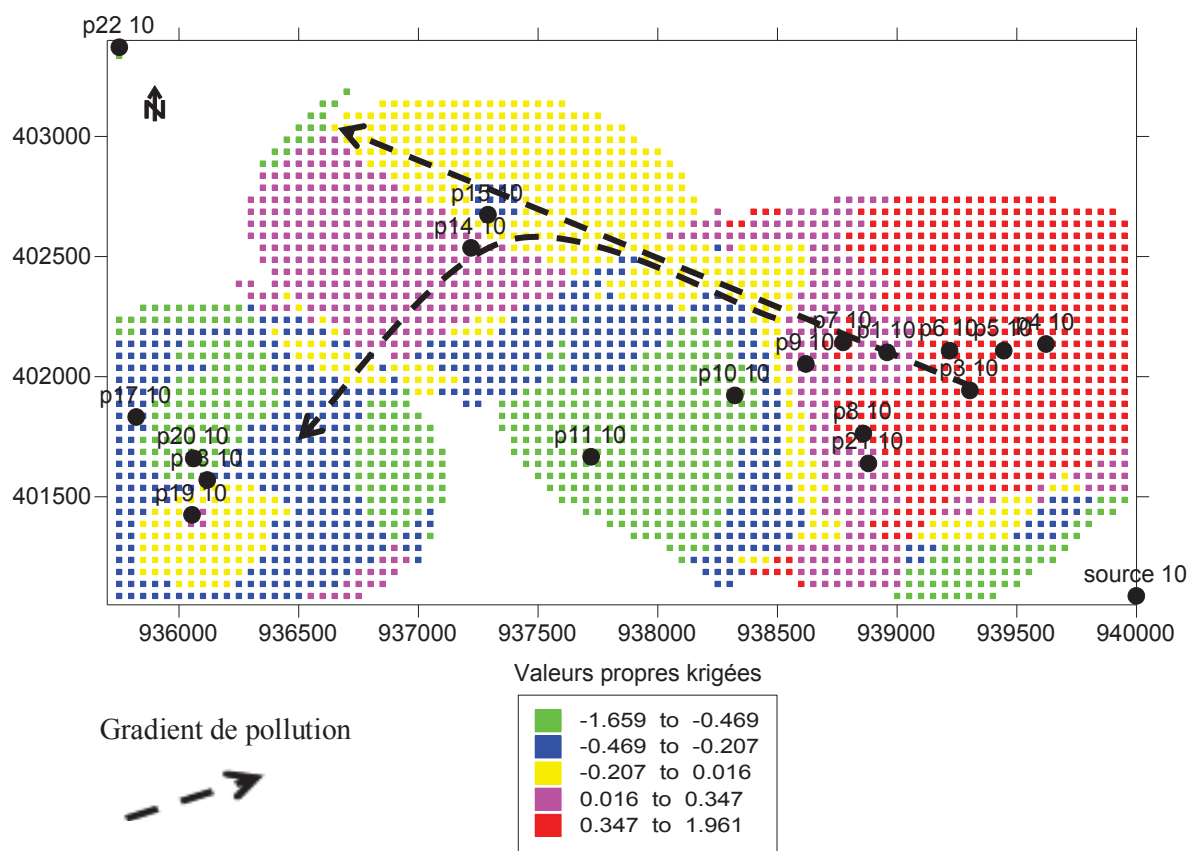


Figure 121 : Représentation de l'estimation locale du degré de pollution dans la nappe (Juin 2012).

VII. 6. CONCLUSION

La modélisation proposée dans cette étude repose sur les techniques géostatistiques krigéantes. Il ne s'agit pas d'une cartographie mono-élémentaire qui ne tient en compte qu'une seule variable mais plutôt une cartographie multivariable qui prend en considération tous les éléments responsable de la pollution métallique de la nappe. Pour cela deux étapes sont indispensables ; L'Analyse en Composantes Principale qui est une méthode statistique

multivariée permettant la détermination de l'axe de minéralisation métallique et par conséquent, la définition de la variable régionalisée pour la cartographie géostatistique. C'est le facteur F1 sur le quel les éléments de la pollution métallique sont très bien corrélés. Les scores factoriels des individus sont calculés et sur lesquels l'étude géostatistique est portée. L'analyse variographique a permis de mettre en évidence une anisotropie dans la direction NW-SE alors que les variogrammes directionnels ont été utilisés pour le krigeage ordinaire des scores factoriels dans la nappe à 2D.

Le modèle propose une estimation du degré de pollution en utilisant un maillage de 50*50 m. Ce modèle montre un gradient de pollution métallique amont-aval avec une intensité en amont. Cette méthode présente l'intérêt d'une cartographie multi-variable qui tient en compte tous les éléments de pollution métallique en même temps en évitant la cartographie de chaque élément séparément où la vision du degré de pollution est restreinte.