

GLQ3401 : Troisième partie

Cours 9 : Géostatistique multivariable et cokrigage



**POLYTECHNIQUE
MONTRÉAL**

UNIVERSITÉ
D'INGÉNIERIE

Objectifs

- Comprendre la mécanique du cokrigeage (généralisation du krigeage au cas multivariable) ;
- Analyser et expliquer les situations où le cokrigeage peut être utile ;
- Calculer des variogrammes croisés et covariances croisées ;
- Définir les paramètres d'un modèle linéaire de corégionalisation et vérifier l'admissibilité du modèle ;
- Interpréter les résultats d'un cokrigeage et de différentes formes de validation croisées.

Plan du cours

1. Mise en contexte
2. Cokrigage simple et ordinaire
 - 2.1. Cokrigage simple
 - 2.2. Cokrigage ordinaire
 - 2.3. Forme matricielle
3. Covariance croisée et variogramme croisé
 - 3.1. Covariance croisée
 - 3.2. Variogramme croisé
4. Modèles admissibles
5. Cas où le cokrigage peut être utile



1. Mise en contexte

Idée : Améliorer les estimations obtenues par krigeage en utilisant l'information fournie par d'autres variables (données secondaires) que la variable principale.

Variable principale : Ce que l'on cherche à estimer (noté Z)

Variable(s) secondaire(s) : Données de terrain corrélées avec la variable principale. Ajoute une information supplémentaire sur la structure spatiale de la variable principale (noté Y_1, \dots, Y_n).

Objectif : Obtenir une estimation qui respecte à la fois les données principales et toutes les données secondaires.

1. Mise en contexte

Avez-vous des idées de variables principales et de variables secondaires communs en géologie ?



1. Mise en contexte

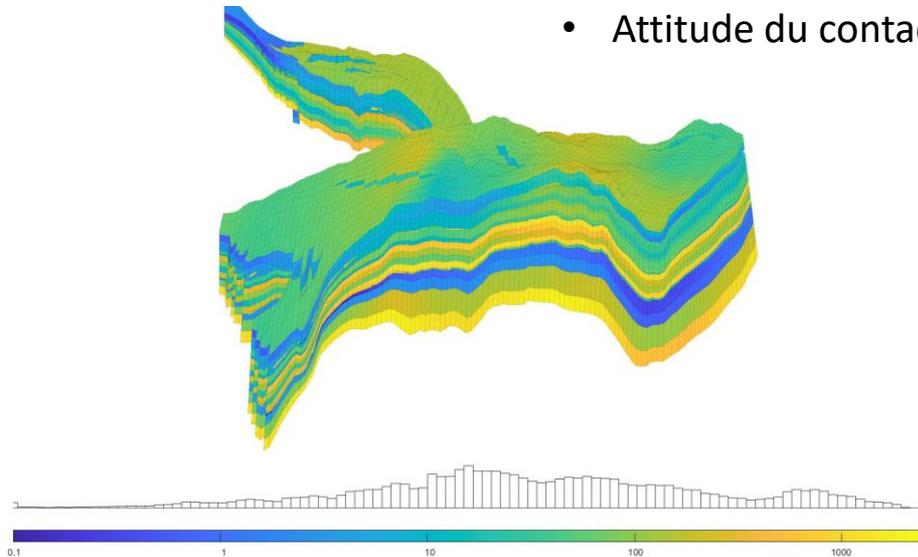
Exemples :

1) Estimer la position du sommet d'un réservoir pétrolier ou gazier

Variable principale : Position du sommet observé dans *quelques* forages

Variable(s) secondaire(s) :

- Positions interprétées par sismiques
- Contact(s) géologique(s) estimé(s) par géophysique
- Attitude du contact dans les forages



Tiré de : K.-A. Lie. An Introduction to Reservoir Simulation Using MATLAB/GNU Octave: User Guide for the MATLAB Reservoir Simulation Toolbox (MRST). Cambridge University Press, 2019.

1. Mise en contexte

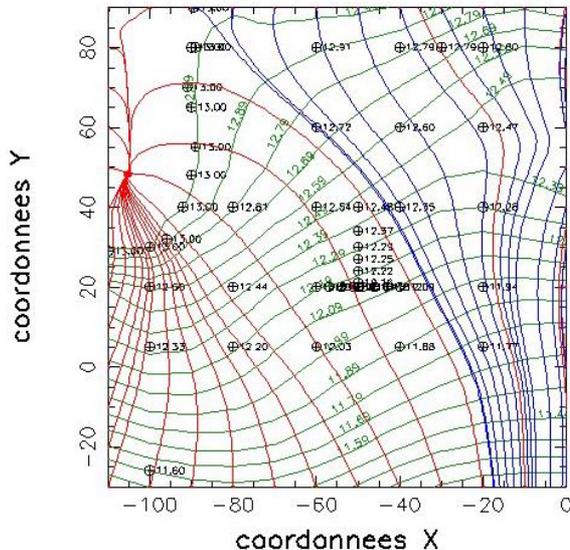
Exemples :

2) Produire une carte de charges hydraulique qui soit réaliste

Variable principale : Surface piézométrique dans *quelques* puits

Variable(s) secondaire(s) :

- Surface topographique (aquifère à nappe libre)
- Frontières imperméables connues
- Vecteurs gradients connus (sens de l'écoulement)
- Mesures géoradar (contacts géologiques)



1. Mise en contexte

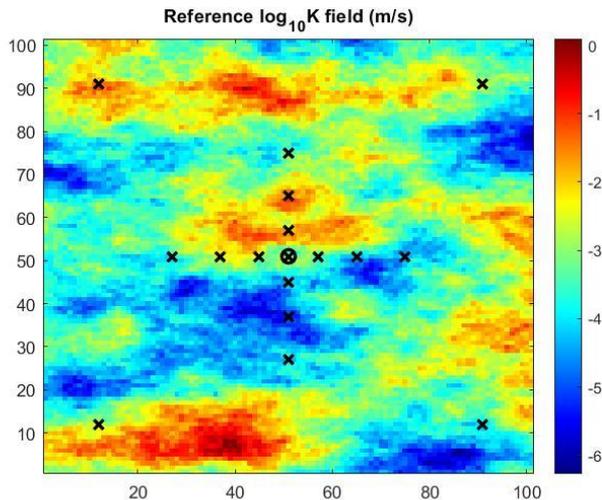
Exemples :

3) Modélisation de la transmissivité d'un aquifère

Variable principale : **Transmissivités** dans un modèle d'éléments finis ou de différences finies

Variable(s) secondaire(s) :

- La **transmissivité** (ou conductivités hydrauliques) obtenue par *slug-test*, test de pompage, courbes granulométriques, capacité spécifique de puits
- Frontières hydrauliques connues
- Charges hydrauliques connues (permanent et transitoire)



Ici, les variables secondaires reflètent la variable principale à des échelles différentes (ponctuelle, local, radial, régional).

1. Mise en contexte

Exemples :

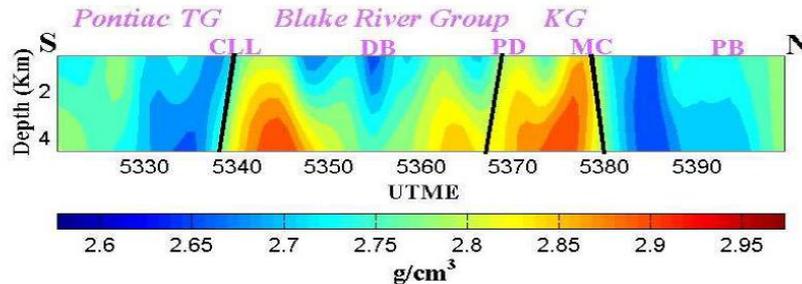
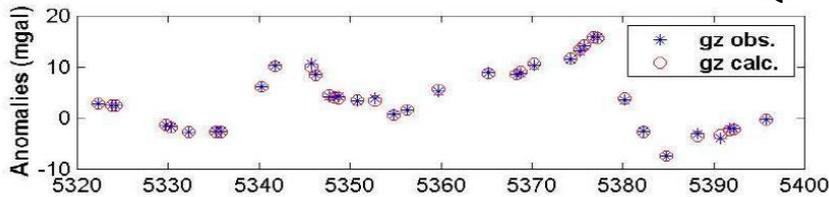
4) Inversion de données gravimétriques

Variable principale :

Densité pour un modèle de blocs du sous-sol

Variable(s) secondaire(s) :

- Anomalie gravimétrique mesurée au sol
- Anomalie gravimétrique aéroportée
- Quelques mesures de densité en forage



Note : on n'a souvent aucune observation de la variable principale pour ce cas.

1. Mise en contexte

Exemples :

5) Inversion de tomographies radar

Variable principale : Modèle de 'lenteurs' pour un modèle de blocs du sous-sol dans le plan défini par 2 forages coplanaires

Variable(s) secondaire(s) : • Temps de parcours émetteur-récepteur

Note : on n'a souvent aucune observation de la variable principale pour ce cas.

1. Mise en contexte

Exemples :

6) Cartographie de la température de l'eau en surface

Variable principale : Température de l'eau mesurée directement

Variable(s) secondaire(s) : • Température obtenues par interprétation du signal spectral d'un satellite

7) Cartographie de la bathymétrie

Variable principale : Mesures directes (bateau)

Variable(s) secondaire(s) : • Interprétation d'un levé hydroacoustique

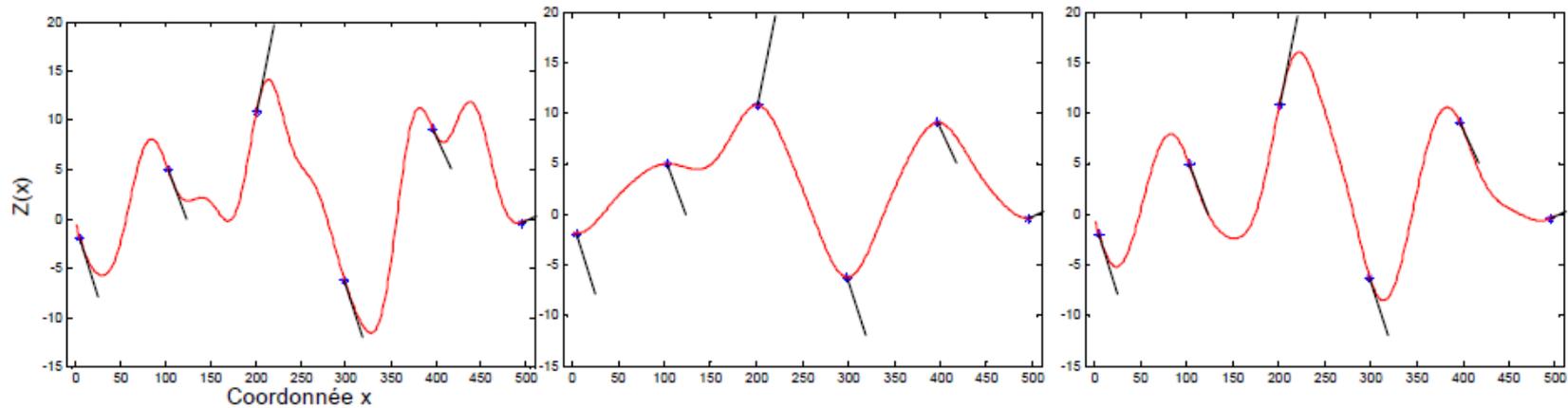
8) Cartographie de la contamination

Variable principale : Teneurs d'un polluant

Variable(s) secondaire(s) : • Topographie
• Surface piézométrique
• ...

1. Mise en contexte

Exemples :



Réalité

Krigage

Cokrigage avec dérivées

MAE :

Krigage 4.13

Cokrigage : 1.24

1. Mise en contexte

Exemples :

1. On mesure la base (B), le sommet (S) et l'épaisseur (E) d'une même formation en quelques forages ;
2. On modélise les variogrammes de ces 3 variables ;
3. On effectue le krigeage de ces 3 variables $\rightarrow B^*(x), S^*(x), E^*(x)$.

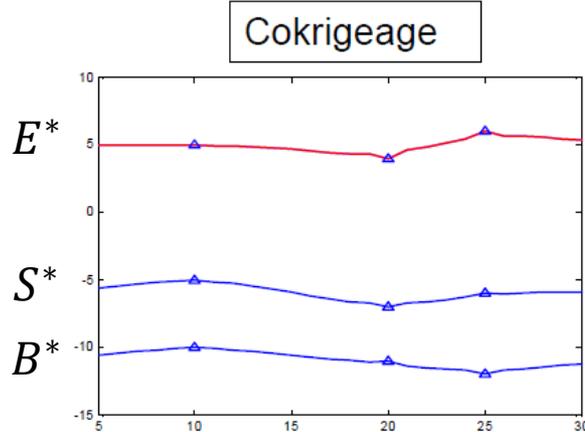
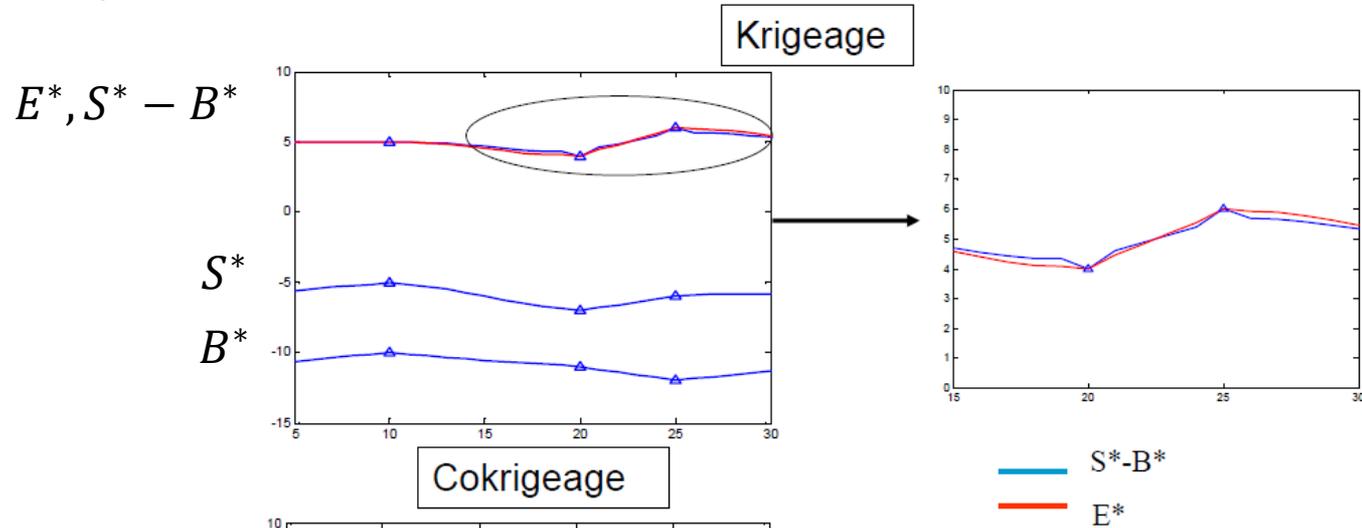
Aura-t-on : $E^*(x) = S^*(x) - B^*(x)$?

Pour le krigeage :

Pour le cokrigeage :

1. Mise en contexte

Exemples :



Réponse :

Pour le krigage : NON

Pour le cokrigage : OUI

2. Cokrigage simple et ordinaire

Cas à deux variables :

On va étudier seulement le cas avec une variable principale et une variable secondaire.

Posons $Z(x)$, la variable principale, et $Y(x)$, la variable secondaire, avec respectivement n_z et n_y observations et de moyenne m_z et m_y .

La généralisation à plusieurs variables secondaires est identique à la méthodologie à deux variables. Seulement plus lourd mathématiquement, sans pour autant être plus complexes.

2. Cokrigage simple et ordinaire

2.1. Cokrigage simple

Les moyennes m_z et m_y sont connues. L'estimateur de Z est alors :

$$Z_0^* = m_z + \sum_{i=1}^{n_z} \lambda_i (Z_i - m_z) + \sum_{i=1}^{n_y} \alpha_i (Y_i - m_y)$$

La variance d'estimation :

$$\begin{aligned} \text{Var}(e) = \text{Var}(Z_0 - Z_0^*) = & \text{Var}(Z_0) + \\ & \sum_{i=1}^{n_z} \sum_{j=1}^{n_y} \lambda_i \lambda_j \text{Cov}(Z_i, Z_j) + \sum_{i=1}^{n_z} \sum_{j=1}^{n_y} \alpha_i \alpha_j \text{Cov}(Y_i, Y_j) + 2 \sum_{i=1}^{n_z} \sum_{j=1}^{n_y} \text{Cov}(Z_i, Y_j) + \\ & - 2 \sum_{i=1}^{n_z} \lambda_i \text{Cov}(Z_0, Z_i) - 2 \sum_{i=1}^{n_y} \alpha_i \text{Cov}(Z_0, Y_i) \end{aligned}$$

Terme du haut : Variance de ce que l'on estime

Terme du milieu : Variance de l'estimateur

Terme du bas : Covariance de l'estimateur et ce que l'on estime

2. Cokrigage simple et ordinaire

2.1. Cokrigage simple

Minimisation de $Var(e)$. Système de $n_z + n_y$ équations et inconnues.

$$\frac{\partial Var(e)}{\partial \lambda_i} = 0 \rightarrow \sum_{j=1}^{n_z} \lambda_j Cov(Z_i, Z_j) + \sum_{j=1}^{n_y} \alpha_j Cov(Z_i, Y_j) = Cov(Z_0, Z_i), \quad \forall i = 1, \dots, n_z$$

$$\frac{\partial Var(e)}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \sum_{j=1}^{n_z} \lambda_j Cov(Y_i, Z_j) + \sum_{j=1}^{n_y} \alpha_j Cov(Y_i, Y_j) = Cov(Z_0, Y_i), \quad \forall i = 1, \dots, n_y$$

Variance de cokrigage simple :

$$\sigma_{CS}^2 = Var(Z_0) - \sum_{i=1}^{n_z} \lambda_i Cov(Z_0, Z_i) - \sum_{i=1}^{n_y} \alpha_i Cov(Z_0, Y_i) \leq \sigma_{KS}^2$$

2. Cokrigage simple et ordinaire

2.2. Cokrigage ordinaire

Méthode de Lagrange :

Les moyennes m_z et m_y sont inconnues. L'estimateur de Z est alors :

$$Z_0^* = \sum_{i=1}^{n_z} \lambda_i Z_i + \sum_{i=1}^{n_y} \alpha_i Y_i, \quad \sum_{i=1}^{n_z} \lambda_i = 1, \quad \sum_{i=1}^{n_y} \alpha_i = 0$$

Lagrangien :

$$L(\lambda_i, \alpha_i, \mu_z, \mu_y) = \text{Var}(e) - 2\mu_z \left(\sum_{i=1}^{n_z} \lambda_i - 1 \right) - 2\mu_y \left(\sum_{i=1}^{n_y} \alpha_i \right)$$

2. Cokrigage simple et ordinaire

2.2. Cokrigage ordinaire

Minimisation de $Var(e)$. Système de $n_z + n_y + 2$ équations et inconnues.

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = 0 \rightarrow \sum_{j=1}^{n_z} \lambda_j Cov(Z_i, Z_j) + \sum_{j=1}^{n_y} \alpha_j Cov(Z_i, Y_j) + \mu_z = Cov(Z_0, Z_i), \quad \forall i = 1, \dots, n_z$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \sum_{j=1}^{n_z} \lambda_j Cov(Y_i, Z_j) + \sum_{j=1}^{n_y} \alpha_j Cov(Y_i, Y_j) + \mu_y = Cov(Z_0, Y_i), \quad \forall i = 1, \dots, n_y$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu_z} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^{n_z} \lambda_i = 1$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu_y} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^{n_y} \alpha_i = 0$$

Variance de cokrigage ordinaire :

$$\sigma_{CO}^2 = Var(Z_0) - \sum_{i=1}^{n_z} \lambda_i Cov(Z_0, Z_i) - \sum_{i=1}^{n_y} \alpha_i Cov(Z_0, Y_i) - \mu_z$$

2. Cokrigage simple et ordinaire

2.3. Forme matricielle

$$K\tilde{\lambda} = k \text{ et } \sigma_{ck}^2 = \text{Var}(Z_0) - \tilde{\lambda}'k$$

Cokrigage simple :

$$\begin{bmatrix} K_{zz} & K_{zy} \\ K_{yz} & K_{yy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{zz} \\ k_{yz} \end{bmatrix}$$

Cokrigage ordinaire :

$$\begin{bmatrix} K_{zz} & K_{zy} & 1 & 0 \\ K_{yz} & K_{yy} & 0 & 1 \\ 1' & 0' & 0 & 0 \\ 0' & 1' & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda \\ \alpha \\ \mu_z \\ \mu_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{zz} \\ k_{yz} \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

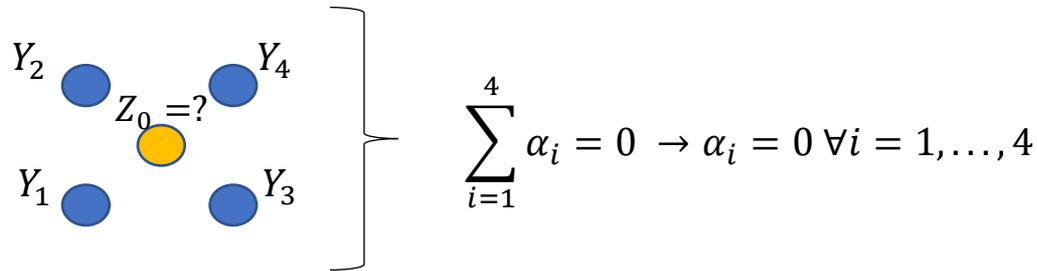
$$K_{zz} \rightarrow n_z \times n_z ; K_{zy} \rightarrow n_z \times n_y ; K_{yz} \rightarrow n_y \times n_z ; K_{yy} \rightarrow n_y \times n_y \\ k_{zz} \rightarrow n_z \times 1 ; k_{yy} \rightarrow n_y \times 1$$

2. Cokrigage simple et ordinaire

Cokrigage simple (CS) vs cokrigage ordinaire (CO)

Souvent le CS est préférable

- CS → ne nécessite pas d'observations de Z
- CO → dans certaines configurations symétriques, la contrainte sur les poids empêche de tenir compte de l'information de la variable secondaire



3. Covariance croisée et variogramme croisé

Exercice en équipe

- 1) Calcul de covariances croisées et variogrammes croisés:

Covariance croisée expérimentale :

$$C_{ZY,e}(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [(Z(x_i) - m_Z)(Y(x_i + h) - m_Y)]$$

Variogramme croisé expérimental:

$$\gamma_{ZY,e}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [(Z(x_i) - Z(x_i + h))(Y(x_i) - Y(x_i + h))]$$

3. Covariance croisée et variogramme croisé

Définitions :

Covariance croisée : $C_{ZY}(h) = Cov(\underline{Z(x)}, \underline{Y(x+h)})$

Variogramme croisé : $\gamma_{ZY}(h) = 0.5 E[(Z(x) - Z(x+h))(Y(x) - Y(x+h))]$
 $= 0.5 Cov(\underline{Z(x) - Z(x+h)}, \underline{Y(x) - Y(x+h)})$

Le variogramme croisé est **toujours** symétrique

$$\gamma_{ZY}(h) = C_{ZY}(0) - 0.5(C_{ZY}(h) + C_{ZY}(-h))$$

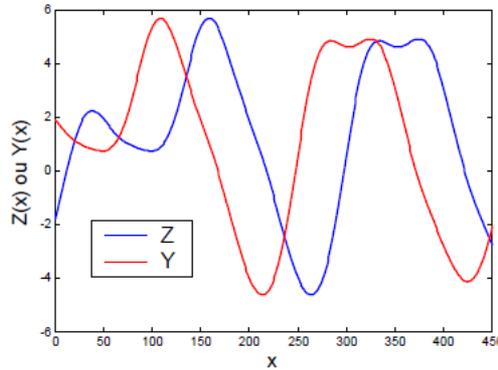
↓

$$\gamma_{ZY}(h) = \gamma_{ZY}(-h)$$

- La covariance croisée **ne peut être déduite** du variogramme croisé que **si elle est symétrique** !
- La covariance croisée est **plus générale** que le variogramme croisé

3. Covariance croisée et variogramme croisé

Comparaison :

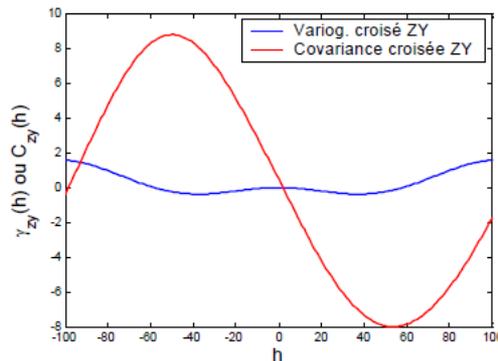


$$Y(x) = Z(x - 50)$$

Le variogramme croisé (bleu) ne détecte aucune structure.

La covariance croisée (rouge) détecte une forte structure

- Asymétrique
- Reconnais le décalage



3. Covariance croisée et variogramme croisé

Comparaison :

| Covariance croisée | Variogramme croisée |
|---|---|
| m_z et m_y connus | Pas besoin |
| Tous les points où l'une ou l'autre variable est connue peuvent être utilisés dans le calcul de la covariance | Seuls les points où les 2 variables sont connues peuvent être utilisés dans le calcul du variogramme croisé |
| La covariance peut être asymétrique | La covariance doit être symétrique |



3. Covariance croisée et variogramme croisé

Notes:

a)

Krigeage → plus souvent krigeage ordinaire

Cokrigeage → cokrigeage simple est souvent plus indiqué
(p. ex. cas où la variable principale n'est pas observée)

b)

Krigeage → variogramme est l'outil de base

Cokrigeage → covariance est l'outil de base



3. Covariance croisée et variogramme croisé

Symétrie :

- Les matrices de cokrigage sont toujours symétriques $\rightarrow K_{zy} = K'_{yz}$
- Toutefois, les fonctions de covariances croisées, elles, ne sont pas nécessairement symétriques, en effet :

$$C_{zy}(h) = Cov(Z(x), Y(x+h)) = Cov(Y(x+h), Z(x)) = C_{yz}(-h)$$

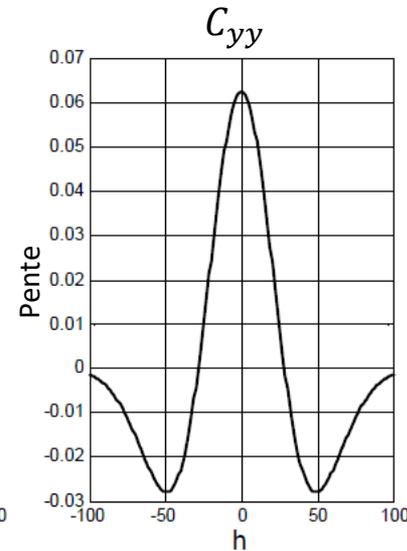
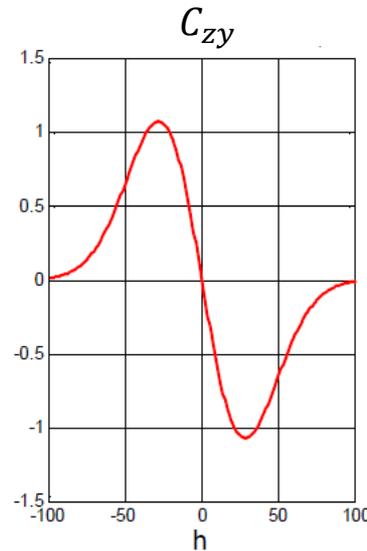
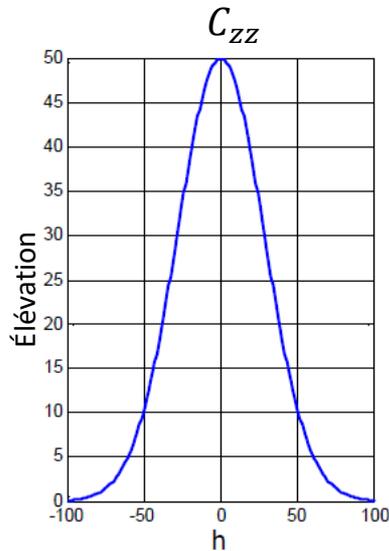
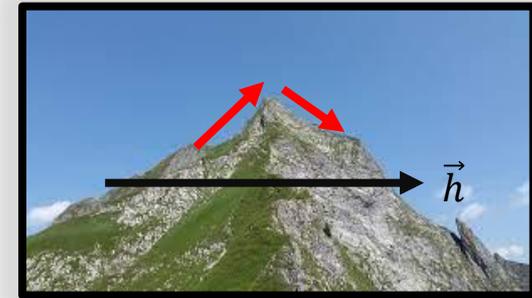
- Mais, en général

$$C_{zy}(h) = Cov(Z(x), Y(x+h)) \neq Cov(Y(x), Z(x+h)) = C_{yz}(h) = C_{zy}(-h)$$

3. Covariance croisée et variogramme croisé

Exemple visuel :

$$C_{zy}(h) \neq C_{zy}(-h)$$



4. Modèles admissibles

But : Assurer que toute combinaison linéaire de Z et Y présente une **variance théorique positive**.

- Vérification délicate, non triviale, complexe mathématiquement.
- On va se limiter aux modèles admissibles par construction.



4. Modèles admissibles

1) Modèle découlant de relations physiques ou mathématique entre Z et Y .

Si on connaît C_{ZZ} , on peut déduire C_{ZY} et C_{YY}

Exemple 1D : $Y(x)$ est la dérivée de $Z(x)$

$$Y(x) = \frac{dZ(x)}{dx}$$

$$C_{ZY} = Cov(Z(x), Y(x+h)) = \frac{d}{dh} [Cov(Z(x), Z(x+h))] = \frac{dC_{ZZ}}{dh}$$

$$C_{YY} = Cov(Y(x), Y(x+h)) = -\frac{d^2}{dh^2} [Cov(Z(x), Z(x+h))] = -\frac{d^2C_{ZZ}}{dh^2}$$

$$C_{YZ} = -C_{ZY}$$

4. Modèles admissibles

Exercice en équipe

2) Modèle découlant de relations physiques ou mathématiques entre Z et Y .



4. Modèles admissibles

2) Modèle de corégionalisation linéaire :

Très fréquent

Toutes les covariances et covariances croisées peuvent s'exprimer comme une *combinaison linéaire de quelques structures de base* (de palier 1, arbitrairement)

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} C_{ZZ}(h) & C_{ZY}(h) \\ C_{YZ}(h) & C_{YY}(h) \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} B_{1,ZZ} & B_{1,ZY} \\ B_{1,YZ} & B_{1,YY} \end{pmatrix} C_1(h) + \begin{pmatrix} B_{2,ZZ} & B_{2,ZY} \\ B_{2,YZ} & B_{2,YY} \end{pmatrix} C_2(h) + \dots \\ &= B_1 C_1(h) + B_2 C_2(h) + \dots + B_n C_n(h) \end{aligned}$$

Les matrices B_i sont des matrices de coefficients

4. Modèles admissibles

2) Modèle de corégionalisation linéaire :

Très fréquent

1. Si chaque matrice **B est positive semi-définie** (c.-à-d. avec 2 variables $\det(B) \geq 0$) alors le modèle est admissible.
2. Si l'une des matrices n'est pas positive semi-définie, alors on ne peut rien dire sur l'admissibilité du modèle.
3. Si la matrice B associée à l'effet de pépite n'est pas positive semi-définie, on est certain que le modèle est non admissible.

Note : lorsque toutes les matrices B **sont proportionnelles**, on peut réécrire le modèle linéaire de corégionalisation comme:

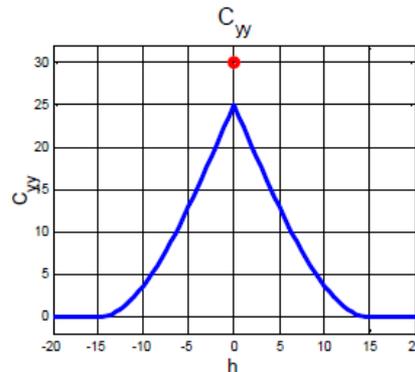
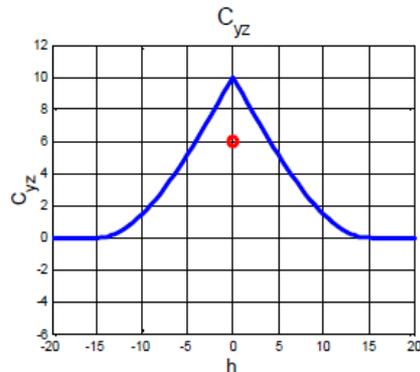
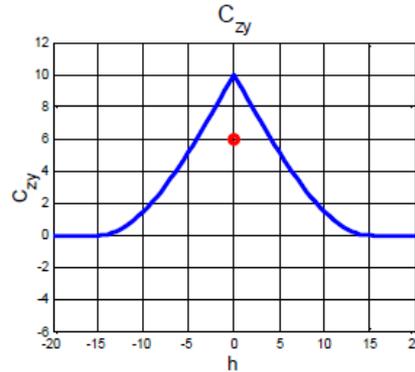
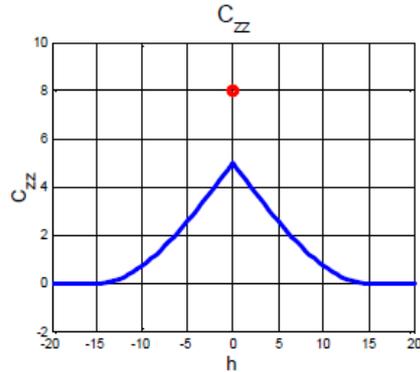
$$\begin{pmatrix} C_{ZZ}(h) & C_{ZY}(h) \\ C_{YZ}(h) & C_{YY}(h) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} B_{ZZ} & B_{ZY} \\ B_{YZ} & B_{YY} \end{pmatrix} C(h) = BC(h)$$

Ce modèle est admissible **si et seulement si** B est positive semi-définie.

4. Modèles admissibles

2) Modèle de corégionalisation linéaire :

Exemples :



Effet de pépite

$$\begin{bmatrix} 3 & -4 \\ -4 & 5 \end{bmatrix} \delta(h)$$

Modèle sphérique :

$$\begin{bmatrix} 5 & 10 \\ 10 & 25 \end{bmatrix} \text{sphérique } (a = 15, C = 1)$$

Admissibilité :

$$\det(\delta(h)) = 15 - 16 = -1 \neq 0$$

$$\det(\text{sph}(h)) = 125 - 100 = 25$$

4. Modèles admissibles

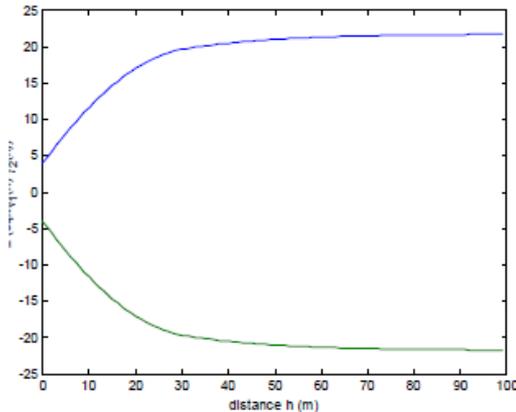
Exercice en équipe 3) Modèle de corégionalisation linéaire.



4. Modèles admissibles

Condition de Cauchy-Schwartz

Définis une enveloppe où doit se retrouver entièrement le modèle de variogramme croisé



$$|\gamma_{ZY}(h)| \leq \sqrt{\gamma_{ZZ}(h)\gamma_{YY}(h)}$$

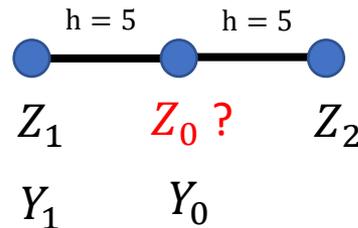
Condition **nécessaire**,
mais **non suffisante** !

Cette condition permet de s'assurer que la corrélation est toujours comprise entre -1 et 1.

4. Modèles admissibles

Exemple de calcul :

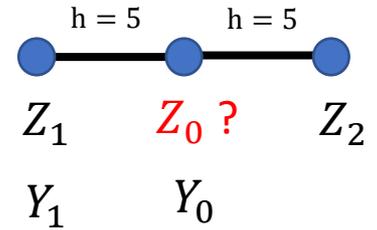
$$\begin{bmatrix} C_{zz}(h) & C_{zy}(h) \\ C_{yz}(h) & C_{yy}(h) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \delta(h) + \begin{bmatrix} 2 & 2.4 \\ 2.4 & 4 \end{bmatrix} \text{Sphérique}(a = 30m, C = 1)$$



4. Modèles admissibles

Exemple de calcul : cokrigage simple

$$\begin{bmatrix} C_{zz}(h) & C_{zy}(h) \\ C_{yz}(h) & C_{yy}(h) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \delta(h) + \begin{bmatrix} 2 & 2.4 \\ 2.4 & 4 \end{bmatrix} \text{Sphérique}(a = 30m, C = 1)$$

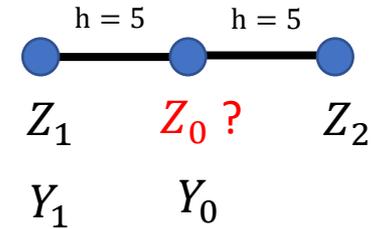


$$\begin{matrix} & Z_1 & Z_2 & Y_1 & Y_0 & & Z_0 \\ \begin{matrix} Z_1 \\ Z_2 \\ Y_1 \\ Y_0 \end{matrix} & \begin{bmatrix} ? & ? & ? & ? \\ ? & ? & ? & ? \\ ? & ? & ? & ? \\ ? & ? & ? & ? \end{bmatrix} & & & & \begin{bmatrix} \lambda_{1,z} \\ \lambda_{2,z} \\ \lambda_{1,y} \\ \lambda_{0,y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ? \\ ? \\ ? \\ ? \end{bmatrix} \end{matrix}$$

4. Modèles admissibles

Exemple de calcul : cokrigage simple

$$\begin{bmatrix} C_{zz}(h) & C_{zy}(h) \\ C_{yz}(h) & C_{yy}(h) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \delta(h) + \begin{bmatrix} 2 & 2.4 \\ 2.4 & 4 \end{bmatrix} \text{Sphérique}(a = 30m, C = 1)$$

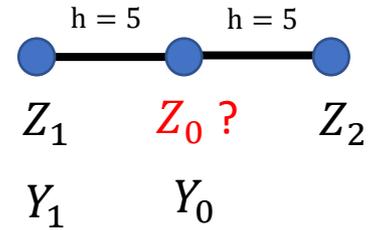


| | Z_1 | Z_2 | Y_1 | Y_0 | | Z_0 |
|-------|-------|-------|-------|-------|--|-------|
| Z_1 | 3 | 1.04 | 2.4 | 1.81 | $\begin{bmatrix} \lambda_{1,z} \\ \lambda_{2,z} \\ \lambda_{1,y} \\ \lambda_{0,y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.50 \\ 1.50 \\ 1.81 \\ 2.4 \end{bmatrix}$ | |
| Z_2 | 1.04 | 3 | 1.24 | 1.81 | | |
| Y_1 | 2.4 | 1.24 | 5 | 3.01 | | |
| Y_0 | 1.81 | 1.81 | 3.01 | 5 | | |

4. Modèles admissibles

Exemple de calcul : cokrigage simple

$$\begin{bmatrix} C_{zz}(h) & C_{zy}(h) \\ C_{yz}(h) & C_{yy}(h) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \delta(h) + \begin{bmatrix} 2 & 2.4 \\ 2.4 & 4 \end{bmatrix} \text{Sphérique}(a = 30m, C = 1)$$



| | Z_1 | Z_2 | Y_1 | Y_0 | | Z_0 |
|-------|--------|--------|--------|--------|--|-------|
| Z_1 | 3 | 1.037 | 2.4 | 1.8056 | $\begin{bmatrix} \lambda_{1,z} \\ \lambda_{2,z} \\ \lambda_{1,y} \\ \lambda_{0,y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1.5046 \\ 1.5046 \\ 1.8056 \\ 2.4 \end{bmatrix}$ | |
| Z_2 | 1.037 | 3 | 1.2444 | 1.8056 | | |
| Y_1 | 2.4 | 1.2444 | 5 | 3.0093 | | |
| Y_0 | 1.8056 | 1.8056 | 3.0093 | 5 | | |

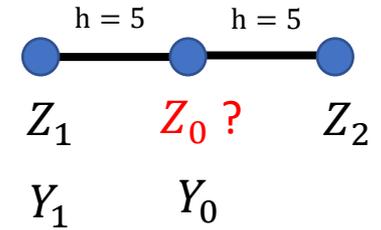
$$\lambda_{1,z} = 0.2294, \lambda_{2,z} = 0.2336, \lambda_{1,y} = \underline{0.0072}, \lambda_{0,y} = \underline{0.3085} \text{ et } \sigma_{ck}^2 = 1.5500$$

Note) Variance de krigage simple : 1.88

4. Modèles admissibles

Exemple de calcul : cokrigage ordinaire

$$\begin{matrix} & Z_1 & Z_2 & Y_1 & Y_0 & & Z_0 \\ Z_1 & \begin{bmatrix} 3 & 1.037 & 2.4 & 1.8056 & 1 & 0 \end{bmatrix} & & & & & \\ Z_2 & \begin{bmatrix} 1.037 & 3 & 1.2444 & 1.8056 & 1 & 0 \end{bmatrix} & & & & & \\ Y_1 & \begin{bmatrix} 2.4 & 1.2444 & 5 & 3.0093 & 0 & 1 \end{bmatrix} & & & & & \\ Y_0 & \begin{bmatrix} 1.8056 & 1.8056 & 3.0093 & 5 & 0 & 1 \end{bmatrix} & & & & & \\ & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} & & & & & \\ & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} & & & & & \\ & & & & & & \begin{bmatrix} \lambda_{1,z} \\ \lambda_{2,z} \\ \lambda_{1,y} \\ \lambda_{0,y} \\ \mu_z \\ \mu_y \end{bmatrix} & = & \begin{bmatrix} 1.5046 \\ 1.5046 \\ 1.8056 \\ 2.4 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$



$$\lambda_{1,z} = 0.5494, \lambda_{2,z} = 0.4506, \lambda_{1,y} = \underline{-0.1678}, \lambda_{0,y} = \underline{0.1678},$$

$$\mu_z = -0.5111, \mu_y = 0.2603 \text{ et } \sigma_{ck}^2 = 1.907$$

Note) Variance de krigage ordinaire : 2.01

4. Modèles admissibles

Exercice en équipe

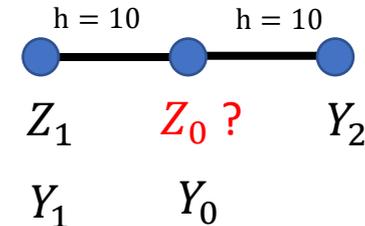
4) Construction d'un système de cokrigage ordinaire.

$$\begin{pmatrix} C_{ZZ}(h) & C_{ZY}(h) \\ C_{YZ}(h) & C_{YY}(h) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0.5 \\ 0.5 & 2 \end{pmatrix} \delta(h) + \begin{pmatrix} 5 & 3 \\ 3 & 2 \end{pmatrix} \text{sphérique } (a = 30m, C = 1)$$

Sphérique
(a=30, C=1)

| h | C(h) |
|----|-------|
| 0 | 1 |
| 10 | 0.519 |
| 20 | 0.148 |

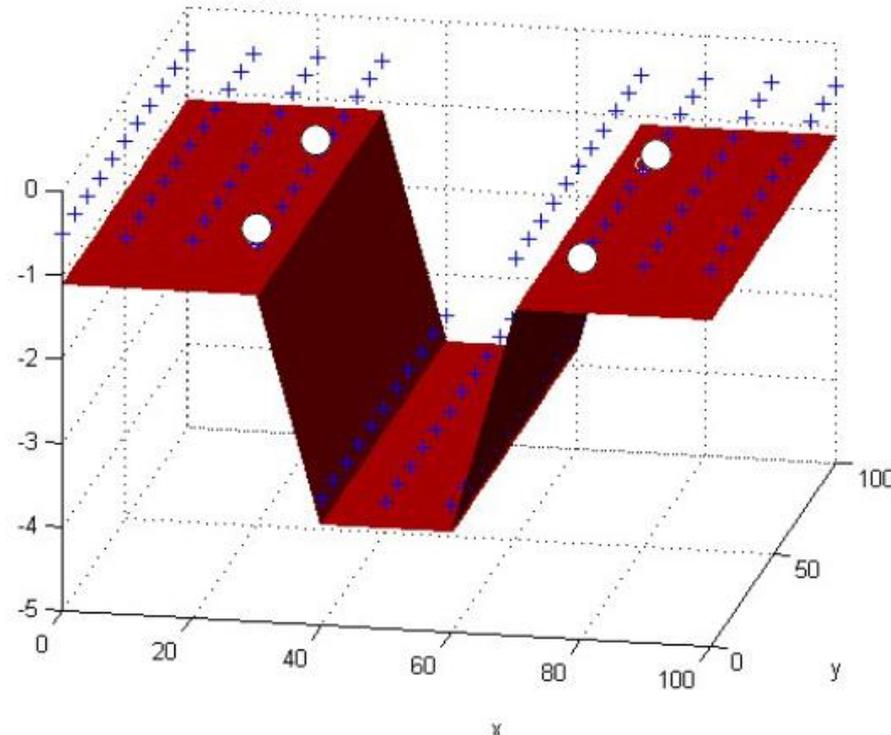
$$\begin{array}{c} Z_1 \\ Y_0 \\ Y_1 \\ Y_2 \\ ? \\ ? \end{array} \begin{array}{c} Z_1 \\ Y_0 \\ Y_1 \\ Y_2 \\ ? \\ ? \end{array} \begin{array}{c} Y_0 \\ Y_1 \\ Y_2 \\ ? \\ ? \end{array} \begin{array}{c} Y_1 \\ Y_2 \\ ? \\ ? \end{array} \begin{array}{c} Y_2 \\ ? \\ ? \end{array} \begin{array}{c} ? \\ ? \\ ? \\ ? \end{array} \begin{array}{c} ? \\ ? \\ ? \\ ? \end{array} \begin{array}{c} \lambda_1 \\ \alpha_0 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \mu_Z \\ \mu_Y \end{array} = \begin{array}{c} Z_0 \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \\ ? \end{array}$$



5. Cas où le cokrigage peut être utile

Géophysique

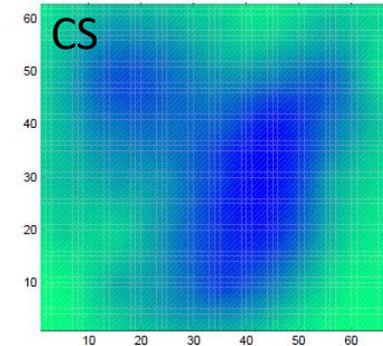
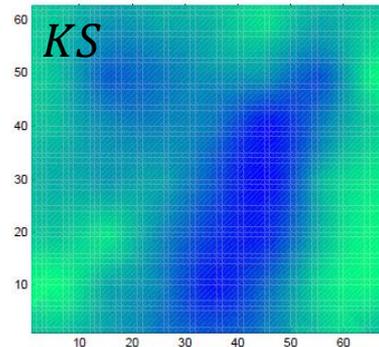
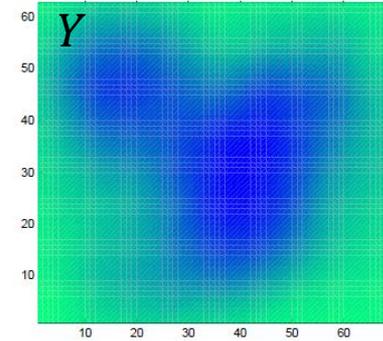
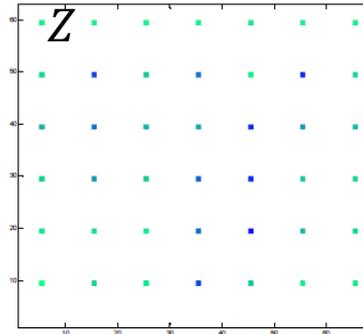
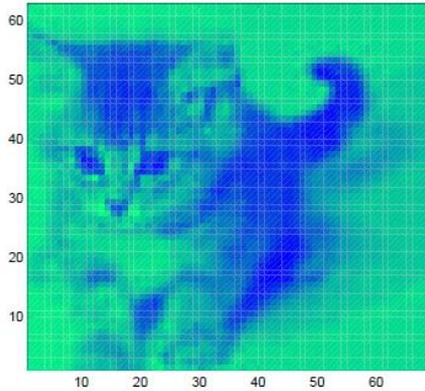
Données d'élévation estimées par géoradar (Y) et quelques observations de l'élévation aux forages (Z)



5. Cas où le cokrigage peut être utile

Géophysique

Données régionales lisses estimées par géophysique (Y) et quelques observations de la propriété estimée (Z)

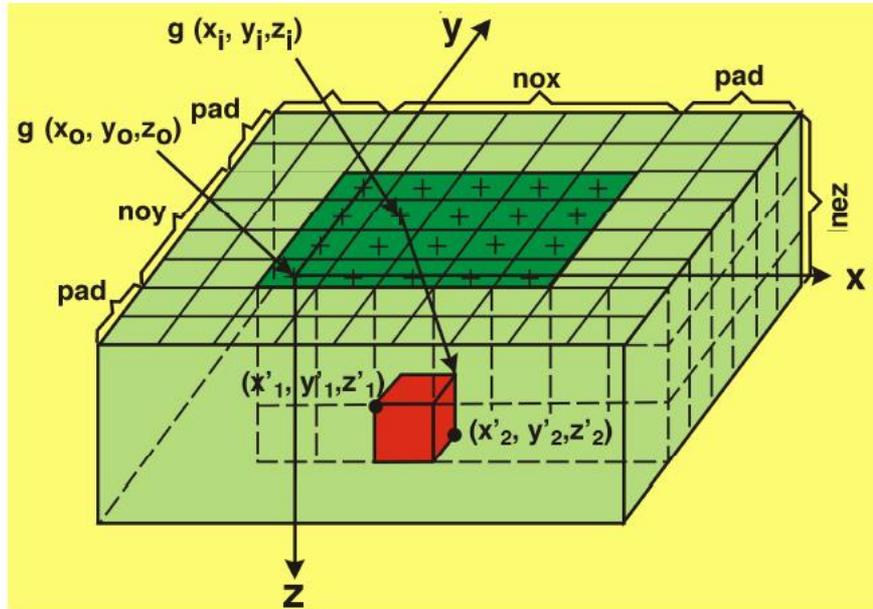


Krigeage : $MAE = 26.3$; $\rho = 0.73$

Cokrigeage : $MAE = 22.1$; $\rho = 0.81$

5. Cas où le cokrigage peut être utile

Inversion de données gravimétrique



$$\frac{g_i}{\rho_j} = -\gamma \sum_{p=1}^2 \sum_{q=1}^2 \sum_{r=1}^2 \mu_{pqs} \left[x'_p \ln(y'_q + r_{pqs}) + y'_q \ln(x'_p + r_{pqs}) - z'_s \arctan \left(\frac{x'_p y'_q}{z'_s r_{pqs}} \right) \right] \rightarrow g_i = G_{ij} \times \rho_j$$

5. Cas où le cokrigage peut être utile

Inversion de données gravimétrique

Sous forme matricielle :

$$g = G\rho$$

g : vecteur des anomalies gravimétriques ($n \times 1$)

G : matrice géométrique ($n \times m$)

ρ : vecteur des contrastes de densité de blocs ($m \times 1$)

On peut déduire les covariances à partir de l'équation ci-haut :

$$C_{gg} = GC_{\rho\rho}G^T$$

C_{gg} : matrice des covariances gravité-gravité ($n \times n$)

$C_{\rho\rho}$: matrice des covariances densité-densité ($m \times m$)

$C_{g\rho}$: matrice des covariances gravité-densité ($n \times m$)

G : matrice géométrique ($n \times m$)

$$C_{g\rho} = GC_{\rho\rho}$$

5. Cas où le cokrigage peut être utile

Inversion de données gravimétrique

Lorsque l'on résout le système de cokrigage, on obtient

$$\rho^* = \Lambda' g$$

$$\Lambda = C_{gg}^{-1} C_{g\rho}$$

Λ : matrice contenant les poids de cokrigage (n x m)

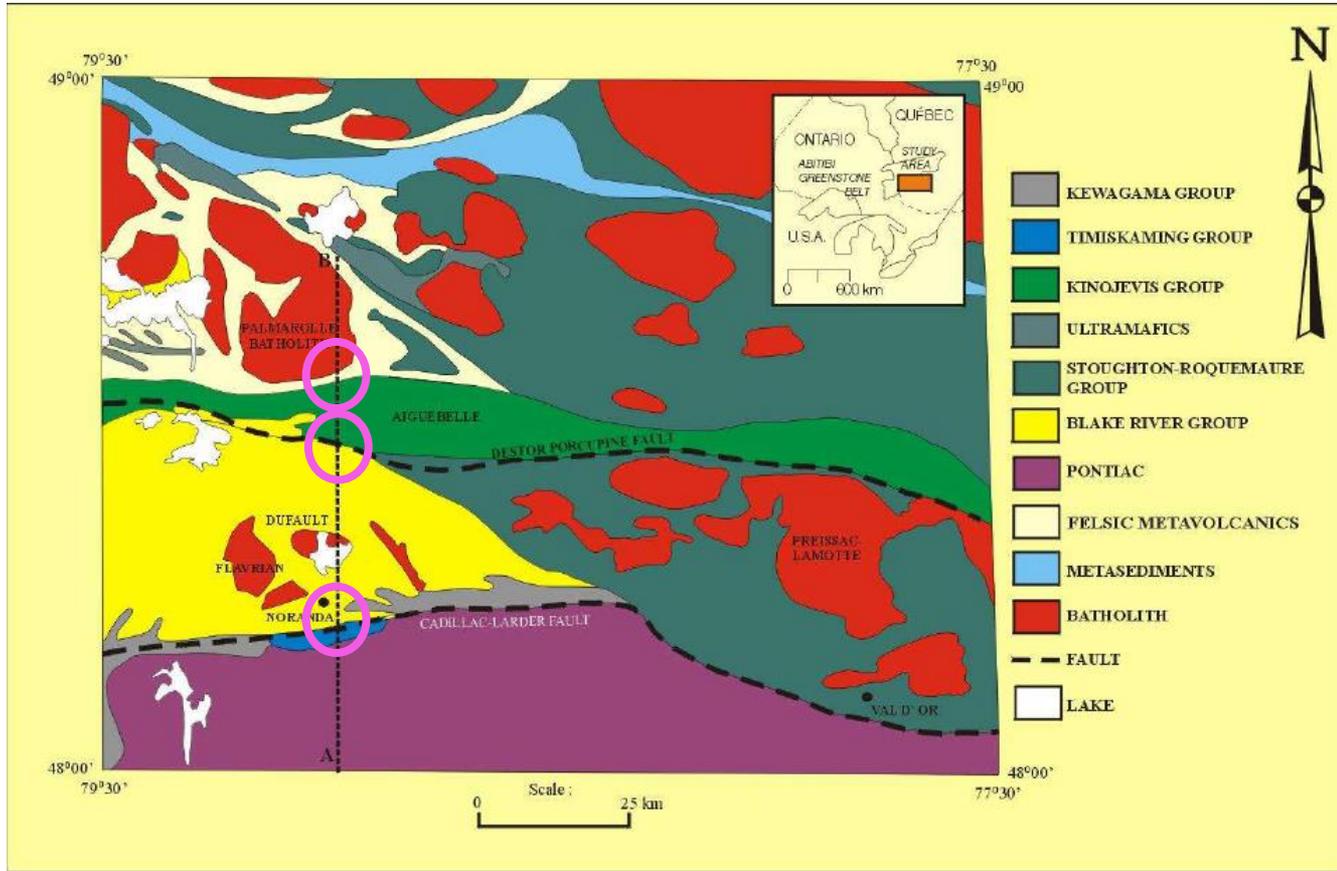
Reproduis exactement l'anomalie gravimétrique observée :

$$g^* = G\rho^* = G\Lambda' g = GC_{\rho\rho}G'(GC_{\rho\rho}G')^{-1} g = g$$

Vrai, s'il n'y a pas d'effet de pépité

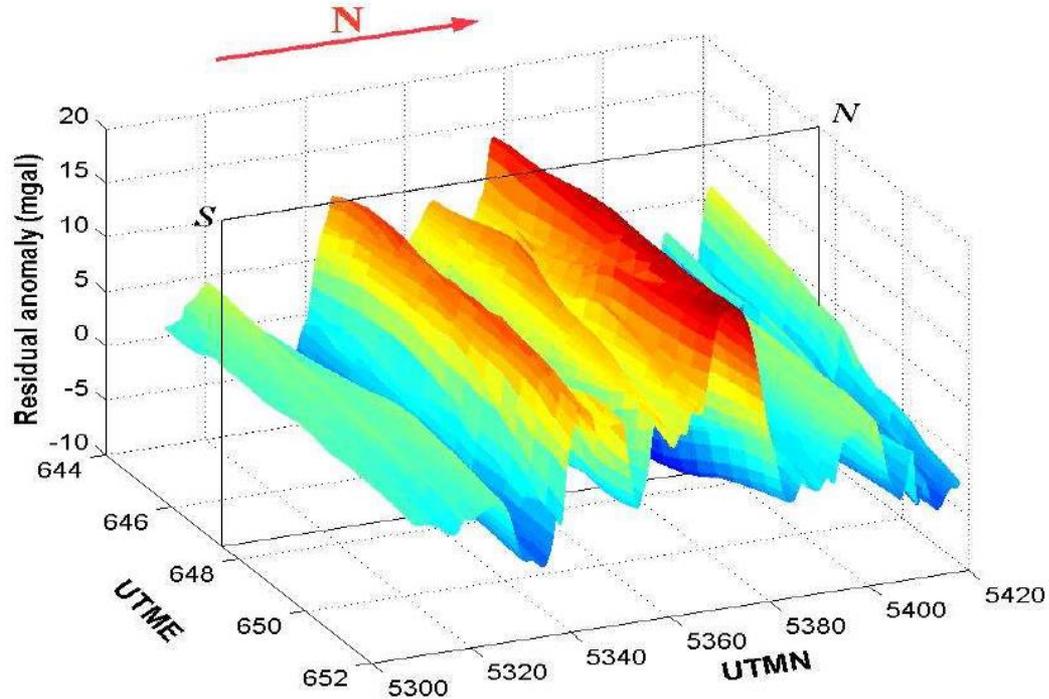
5. Cas où le cokrigage peut être utile

Inversion de données gravimétrique



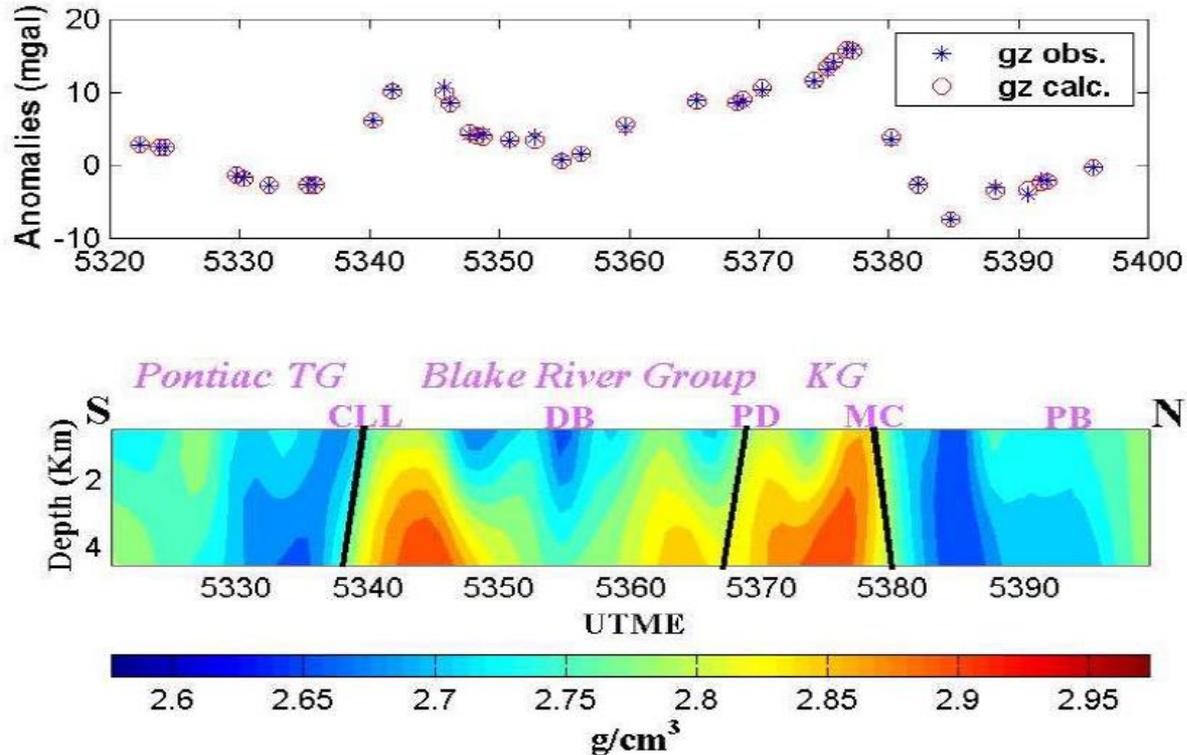
5. Cas où le cokrigage peut être utile

Inversion de données gravimétrique



5. Cas où le cokrigage peut être utile

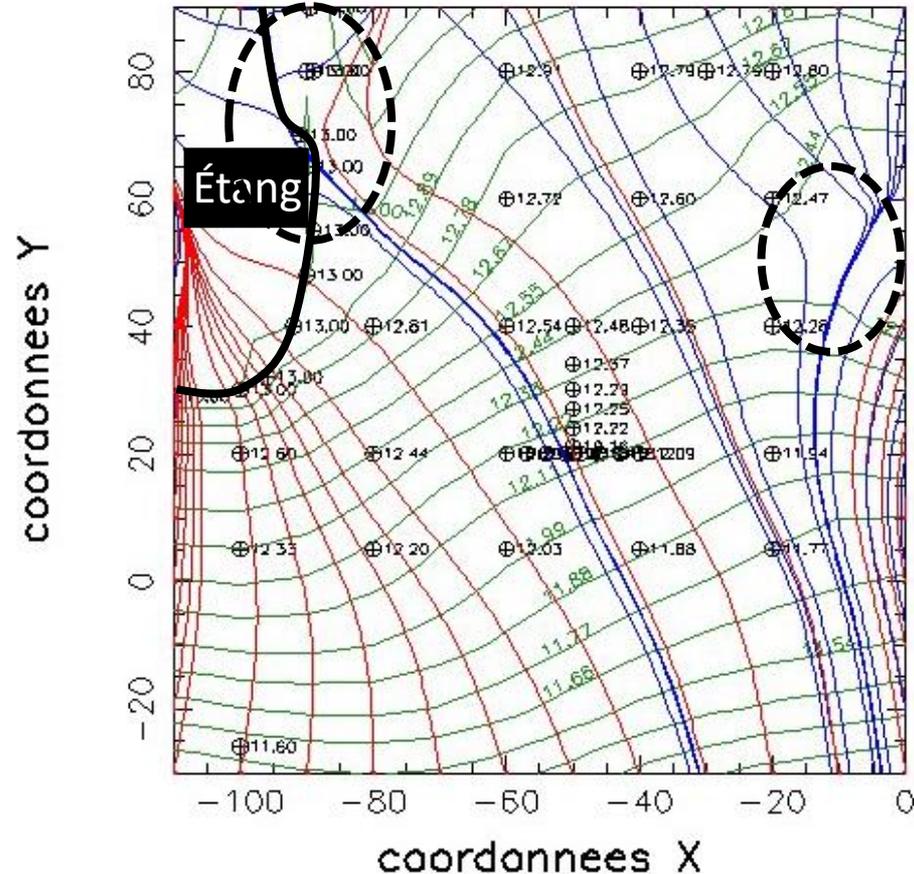
Inversion de données gravimétrique



5. Cas où le cokrigage peut être utile

Hydrogéologie

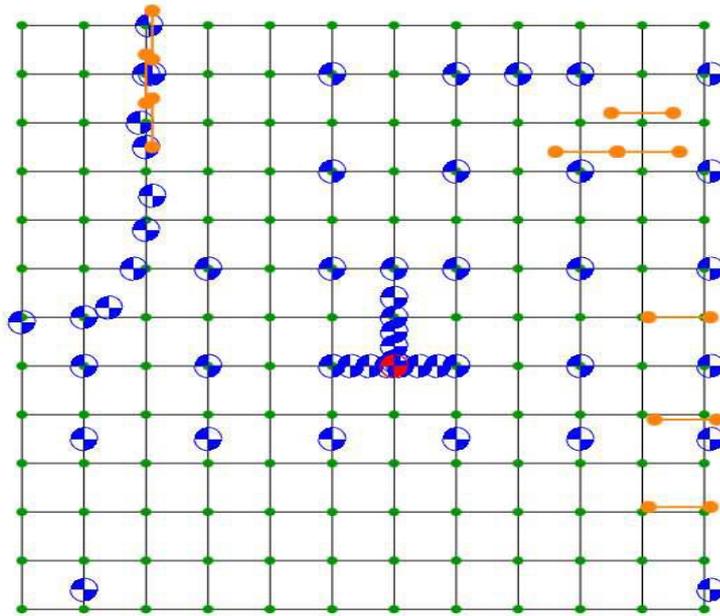
- Un étang au coin nord-ouest recharge l'aquifère de surface. On s'attendrait à ce que les lignes d'écoulement (bleu et rouge) soient perpendiculaires au bord de l'étang.
- Plusieurs lignes d'écoulement convergent, ce qui implique un fort débit à cet endroit, ce qui est perçu comme peu réaliste



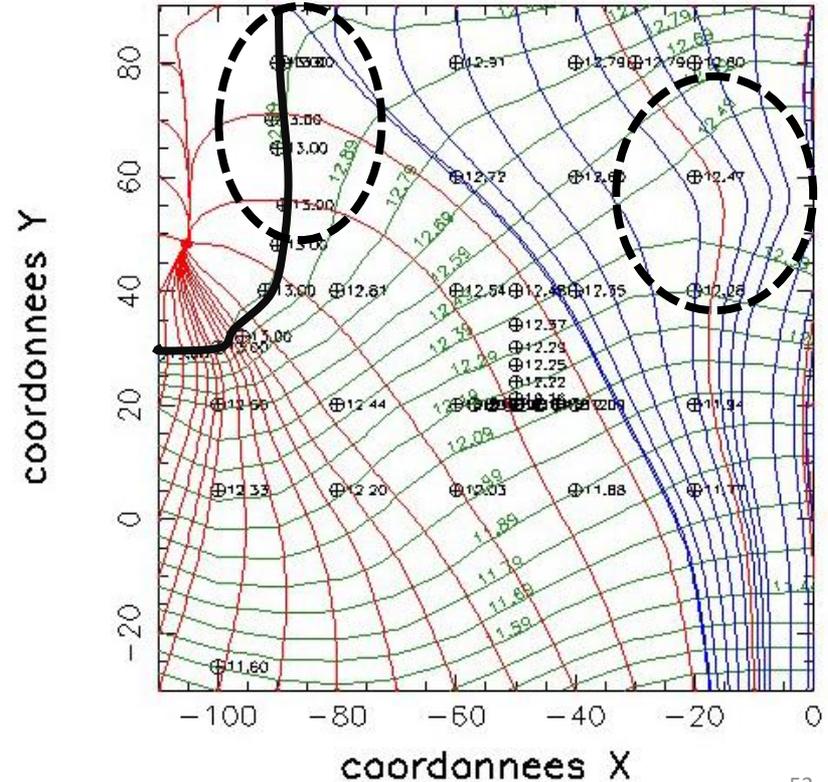
5. Cas où le cokrigage peut être utile

Hydrogéologie

Utilisation de points doublons : forcer localement une direction d'écoulement



Les deux problèmes soulevés sur la diapo précédente sont disparus



5. Cas où le cokrigeage peut être utile

Hydrogéologie

Utilisation de points doublons : forcer localement une direction d'écoulement

- En forçant des valeurs égales de charge sur des points rapprochés (sans spécifier les charges, juste dire qu'elles sont égales), on force l'écoulement perpendiculairement au segment liant les deux points.
- On peut voir le doublon comme une variable auxiliaire et le traiter en cokrigeage.
- Il suffit de connaître la covariance des charges pour déduire la covariance simple des doublons et la covariance croisée charge-doublon (modèle déterministe)

5. Cas où le cokrigage peut être utile

Hydrogéologie : deux domaines

A) Modèle géologique

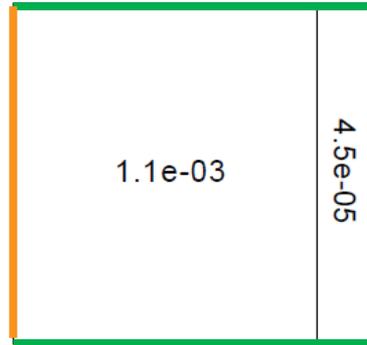
- Vert : frontières imperméables
- Orange : Charges constantes

B) Solution par éléments finis

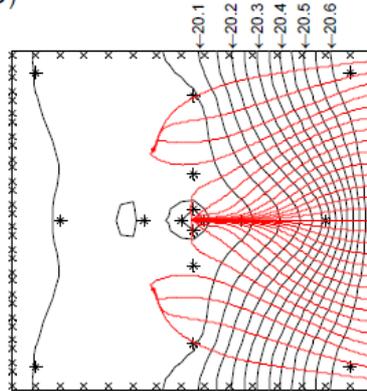
C) Solution cokrigage sans doublons et sans informations sur le domaine

D) Solution cokrigage avec doublons et les informations sur le domain

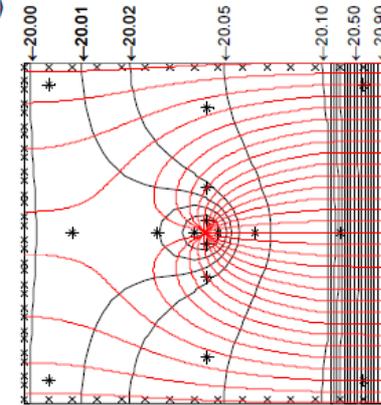
A)



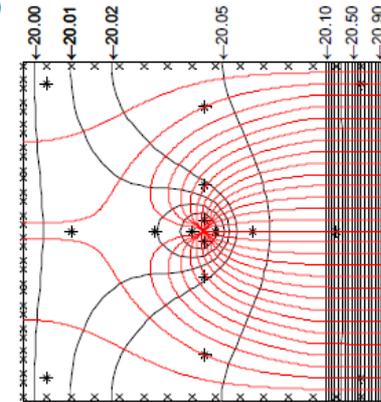
C)



B)



D)



5. Cas où le cokrigage peut être utile

Hydrogéologie : pompage

Modèle géologique

- Vert : frontières imperméables
- A et C : sans pompage
- B et D : avec pompage
- A et B : sans doublons
- C et D : avec doublons

Problématique

- Frontières imperméables mal représentées
- Une source n'est même pas alimentée par le réseau
- La source est approvisionnée lorsque le pompage n'est pas actif.

