
Identification de domaines géochimiques à partir des levés régionaux de sédiments de fond de lac – Phase 2

PROJET 2005-03

PAR : SYLVAIN TRÉPANIÉ, *M.Sc. géo.*

AVRIL 2006



AVERTISSEMENT

Ce document présente certains résultats des travaux de recherche du CONSOREM (Consortium de Recherche en Exploration minérale) rendus publics pour le bénéfice de l'ensemble de la communauté géologique, ceci après la période de confidentialité prévue aux règlements généraux du CONSOREM.

Bien que ce document ait subi un processus d'évaluation interne, des erreurs ou omissions peuvent s'y retrouver et seul CONSOREM en assume la responsabilité.

Le contenu du document demeure la propriété de son auteur et du CONSOREM et peut être reproduit en totalité ou en partie à des fins non- commerciales en citant la référence suivante :

Trépanier, S. 2006. Identification de domaines géochimiques à partir des levés régionaux de sédiments de fond de lac – Phase 2. Rapport du projet CONSOREM 2005-03, 74 p.

Toutefois, la reproduction multiple de ce document, en tout ou en partie, pour diffusion à des fins commerciales est interdite, sauf avec la permission écrite de CONSOREM.

CONSOREM

Université du Québec à Chicoutimi
555, boulevard de l'Université
Chicoutimi, QC, G7H 2B1

Tél. : (418) 545-5011 poste 5634

Courriel : consorem@uqac.ca
Site Web: www.consorem.ca

RÉSUMÉ

Ce projet a pour objectif d'amener de nouvelles approches de traitement des données de sédiments de lac qui définiront de nouvelles cibles d'exploration dans la moitié nord du Québec. L'objectif de la phase 1 du projet, réalisée en 2004-2005, était de diviser le territoire en domaines géochimiques en se basant sur une analyse statistique factorielle. Ces domaines géochimiques pouvaient alors être utilisés pour calculer des statistiques de base servant à déterminer des seuils d'anomalies plus réalistes. Toutefois, même si ces domaines constituent un premier outil intéressant pour diviser le territoire, on a montré que leur utilisation présentait plusieurs inconvénients.

Les travaux de 2005-2006 présentent de nouvelles méthodes de traitement des données tenant compte des variations régionales des teneurs des sédiments, en utilisant des approches innovatrices basées sur des statistiques multivariées et/ou spatiales. Ces méthodes permettent de rehausser le signal provenant des anomalies géochimiques par rapport à ce qui provient des signaux régionaux d'origine lithologique et/ou environnementale. Les méthodes de traitement présentées peuvent être classées selon la nature des anomalies qu'elles permettent de détecter, principalement en termes de nombre d'échantillons et de nombre d'éléments impliqués dans une anomalie. En effet, certaines méthodes mettent l'accent sur des anomalies formées d'échantillons isolés alors que d'autres se concentrent sur des anomalies formées de plusieurs échantillons adjacents. Certaines méthodes pourront être utilisées pour des anomalies formées d'un seul élément alors que d'autres cibleront des anomalies à plusieurs éléments. Le choix d'une méthode plutôt qu'une autre amène le géologue d'exploration à s'interroger sur la nature même de l'anomalie qu'il recherche selon le contexte. Les principaux paramètres influençant le choix de la méthode de traitement sont : la nature de la minéralisation recherchée, l'environnement secondaire et la maille d'échantillonnage.

Les méthodes ont été appliquées à l'ensemble de la banque de données de sédiments de lac du Québec. Plusieurs exemples concrets de l'utilité des différentes méthodes pour rehausser le signal de minéralisations déjà connues sont présentés et démontrent clairement l'utilité de celles-ci pour révéler des minéralisations qui n'ont autrement pas de signature clairement perceptible sur les valeurs brutes des analyses. Différentes « recettes » permettant de cibler ces différents types de minéralisation sont aussi présentées.

TABLE DES MATIÈRES

AVERTISSEMENT	i
Résumé	ii
Table des matières	iii
Liste des figures	iv
Liste des tableaux.....	vi
1 Introduction et objectifs	1
2 Approches de rehaussement des anomalies géochimiques.....	2
2.1 Approche spatiale	2
2.2 Approche multiélément	3
3 Méthodes de rehaussement d'anomalies	4
3.1 Méthode de la régression spatiale	4
3.1.1 Aspects statistiques.....	4
3.1.2 Résiduelles de valeurs brutes très faibles.....	5
3.1.3 Relation entre les résiduelles, les variables environnementales et les grands ensembles géologiques.....	5
3.1.4 Méthode de traitement et produits livrables avec le projet.....	5
3.1.5 Régression spatiale à n-1 éléments.....	6
3.1.6 Régression spatiale pour des groupes d'éléments choisis	6
3.1.7 Régression spatiale à partir des facteurs de l'analyse factorielle	6
3.2 Méthode de la statistique U	7
3.2.1 Méthode de calcul de la statistique U	7
3.2.2 Influence de la taille du voisinage sur le résultat.....	8
3.2.3 Influence de la densité d'échantillons sur le résultat.....	8
3.2.4 Paramètres du calcul de la statistique U pour la base de données du Québec	8
3.3 Méthodes géostatistiques	8
3.3.1 Variogrammes expérimentaux et théoriques	9
3.3.2 Krigeage (estimation géostatistique).....	10
3.4 Paramètres de traitement par méthodes géostatistiques pour la base de données du Québec.....	12
3.5 Seuils anomaux pour les différentes méthodes.....	14
4 Classification des méthodes et choix d'une méthode selon le contexte	15
4.1 Classification des méthodes	15
4.2 Choix d'une méthode de traitement selon le contexte.....	15
4.2.1 Mobilité de certains métaux d'intérêt dans l'environnement secondaire.....	16
4.2.2 Utilisation des valeurs brutes ou d'une méthode de rehaussement du signal anomal	18
4.2.3 Nombre d'éléments formant une anomalie	19
4.2.4 Nombre d'échantillons formant une anomalie.....	20
5 Applications à des types de minéralisation usuelle.....	22
5.1 Minéralisations à Ni-Cu d'origine magmatique	22
5.1.1 Caractéristiques essentielles.....	22
5.1.2 Choix des méthodes.....	22
5.1.3 Exemple d'application : le cas du gisement de Voisey's Bay	23
5.2 Minéralisations à Cu-U-REE-Au de type oxydes de fer (IOCG).....	24
5.2.1 Caractéristiques essentielles.....	24
5.2.2 Choix des méthodes.....	24
5.2.3 Exemple d'application : le cas du gîte Kwyjibo	24
5.3 Minéralisations à Au-As orogéniques	25
5.3.1 Caractéristiques essentielles.....	25
5.3.2 Choix des méthodes.....	26
5.3.3 Exemple d'application : le cas du gîte Roberto	26
5.4 Combinaisons d'éléments suggérées pour différents types de minéralisation.....	27
6 Conclusions	28
Références	29

Cahier des figures	31
Annexe 1: Paramètres de traitement pour les différentes méthodes proposées	69

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Graphique quantile-quantile pour log(barium) sur l'ensemble du Québec.....	31
Figure 2. Addition d'un signal anomal variable sur une composante d'origine lithologique/ environnementale variable	32
Figure 3. Méthode de la régression spatiale : rayon de recherche et points de régression.....	32
Figure 4. Méthode de la régression spatiale : pondération des échantillons selon la distance au point de régression	33
Figure 5. Régression spatiale : exemple de relation linéaire entre la valeur prédite (x) et observée (y) pour un point de régression quelconque, indiquant un modèle de régression approprié.....	33
Figure 6. Exemple d'absence de relation entre la valeur prédite (x) et la valeur résiduelle (y) pour un point de régression quelconque. Retour au texte	34
Figure 7. Différentes composantes statistiques de l'évaluation des anomalies par la méthode de la régression spatiale.....	34
Figure 8. Valeurs résiduelles élevées pour des valeurs brutes très basses.	35
Figure 9. Relation entre les valeurs brutes en cuivre et la profondeur des lacs pour l'ensemble des levés du Québec.....	35
Figure 10. Relation entre les valeurs résiduelles de la régression spatiale et la profondeur des lacs pour l'ensemble des levés du Québec.	36
Figure 11. Relation entre les valeurs brutes en cuivre et la perte au feu pour l'ensemble des levés du Québec.	36
Figure 12. Relation entre les valeurs résiduelles de la régression spatiale et la perte au feu pour l'ensemble des levés du Québec.....	37
Figure 13. Valeurs résiduelles en cuivre par régression spatiale pour des minéralisations en Cu-U- REE.	37
Figure 14. Valeurs résiduelles en nickel par régression spatiale pour minéralisation du Cu-Ni.	38
Figure 15. Valeurs résiduelles en lanthane par régression spatiale.....	38
Figure 16. Superposition des valeurs d'une population d'échantillons anomaux (A) avec une moyenne de μ_A et une limite de confiance inférieure Z_A , et d'une population régionale de fond (B) avec moyenne μ_B et un intervalle de confiance supérieur de Z_B	39
Figure 17. Valeurs brutes en zinc pour la zone de l'exemple pour la statistique U.....	39
Figure 18. Statistique U pour le zinc avec voisinage de 40 km.....	40
Figure 19. Statistique U pour le zinc avec un voisinage de 20km.....	41
Figure 20. Représentation cartographique de la relation entre la variance et la séparation des échantillons.....	41
Figure 21. Variogramme schématique de données montrant une corrélation spatiale importante.....	42
Figure 22. Variogramme schématique de données ne montrant aucune corrélation spatiale : effet pépite pur.....	42
Figure 23. Principales caractéristiques du variogramme expérimental.....	43
Figure 24. Variogramme expérimental anisotrope pour le cuivre dans le levé 1997520. Le variogramme pour la direction N-S (N351) est représenté par la courbe rouge, alors que la courbe verte correspond au variogramme de direction E-O (N81)	43
Figure 25. Différents modèles de variogrammes théoriques.....	44
Figure 26. Exemple d'un variogramme théorique superposé aux données expérimentales.	44
Figure 27. Trois variogrammes théoriques imbriqués superposés aux données expérimentales.	45
Figure 28. Variogrammes imbriqués pour le zinc dans le levé 1997520.....	45
Figure 29. Estimation d'une valeur en un point de l'espace non échantillonné par krigeage.....	46
Figure 30. Décomposition d'un signal géochimique en une superposition de signaux de longueurs d'onde différentes.	46
Figure 31. Krigeage factoriel de la composante de portée 8 km pour le cuivre, levé 1997520	47
Figure 32. Contre-validation à une variable pour le cuivre, levé 1997520	47

Figure 33. Exemple de cokrigeage à deux variables (Z, T) pour évaluer la valeur de Z.....	48
Figure 34. Exemple de covariogramme expérimental.....	48
Figure 35. Contre-validation multivariable pour le cuivre, levé 1997520.....	49
Figure 36. Arbre de décision illustrant le processus de choix d'une méthode de traitement.....	50
Figure 37. Localisation du gîte Agricola, T-N-O et profils du cuivre et du zinc dans l'environnement secondaire entre les points A et B.....	51
Figure 38. Profil des teneurs en plomb dans l'environnement secondaire entre les points A et B.....	52
Figure 39. Pourcentages d'adsorption de différents métaux sur les hydroxydes de fer en fonction du pH.....	52
Figure 40. Géologie locale du gîte Koke.....	53
Figure 41. Vue aérienne du chapeau de fer associé aux sulfures massifs, gîte Koke.....	53
Figure 42. Comparaison des teneurs en métaux de la minéralisation et du chapeau de fer, gîte Koke.....	54
Figure 43. Zinc dans les sédiments de ruisseaux, secteur du gîte Koke.....	54
Figure 44. Cuivre dans les sédiments de ruisseaux, secteur du gîte Koke.....	55
Figure 45. Plomb dans les sédiments de ruisseaux, secteur du gîte Koke.....	55
Figure 46. Profil géochimique des silts du ruisseau drainant la minéralisation du gîte Koke.....	56
Figure 47. Uranium dans les lacs à proximité de la carbonatite du lac Castignon, Fosse du Labrador.....	56
Figure 48. Facteurs influençant le nombre d'échantillons sur lesquels une anomalie géochimique due à une minéralisation peut être détectée.....	57
Figure 49. Comparaison des tailles de quelques gisements de classe mondiale de différents types.....	57
Figure 50. Relation théorique entre la teneur de la minéralisation et la distance de détection de la signature géochimique.....	58
Figure 51. Levés de sédiments de lac du Labrador et localisation du gisement de Voisey's Bay (étoile blanche).....	58
Figure 52. Anomalies en nickel par les valeurs brutes, secteur de Voisey's Bay.....	59
Figure 53. Anomalies en cuivre par les valeurs brutes, secteur de Voisey's Bay.....	59
Figure 54. Anomalies en nickel par régression spatiale, secteur de Voisey's Bay.....	60
Figure 55. Anomalies en cuivre par régression spatiale, secteur de Voisey's Bay.....	60
Figure 56. Anomalies Ni_Res > 95% ET Cu_Res >85% par régression spatiale, secteur de Voisey's Bay.....	61
Figure 57. Anomalies Ni_Res > 95% ET Cu_Res >85% par régression spatiale, moitié nord du Labrador.....	61
Figure 58. Anomalies en uranium par les valeurs brutes sur le levé 1988050, secteur de Kwyjibo.....	62
Figure 59. Anomalies en cuivre par les valeurs brutes sur le levé 1988050, secteur de Kwyjibo.....	62
Figure 60. Anomalies en lanthane par les valeurs brutes sur le levé 1988050, secteur de Kwyjibo.....	63
Figure 61. Anomalies en uranium par régression spatiale, levé 1988050, secteur de Kwyjibo.....	63
Figure 62. Anomalies en cuivre par régression spatiale, levé 1988050, secteur de Kwyjibo.....	64
Figure 63. Anomalies en lanthane par régression spatiale, levé 1988050, secteur de Kwyjibo.....	64
Figure 64. Anomalies en Cu_Res > 95% ET (La_Res > 95% OU U_Res > 95%) par régression spatiale, levé 1988050, secteur de Kwyjibo.....	65
Figure 65. Anomalies en Cu > 95% ET (La > 95% OU U > 95%) par les valeurs brutes, levé 1988050, secteur de Kwyjibo.....	65
Figure 66. Anomalies en cuivre par la statistique U (> 95%), levé 1988050.....	66
Figure 67. Anomalies en arsenic par absorption atomique, levés de la SDBJ.....	66
Figure 68. Anomalies en arsenic par activation neutronique, levés de la SDBJ.....	67
Figure 69. Anomalies en arsenic par absorption atomique par contre-validation monovariante, levés de la SDBJ.....	67
Figure 70. Anomalies en arsenic supérieures à 99% par absorption atomique par contre-validation monovariante, levés de la SDBJ. Retour au texte.....	68
Figure 71. Anomalies en arsenic par absorption atomique par la statistique U, levés de la SDBJ. Retour au texte.....	68

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Éléments soustraits des régressions spatiales et de la contre-validation multivariable pour différents types de minéralisations polymétalliques.....	6
Tableau 2. Paramètres du traitement de la base de données des sédiments de lac.....	8
Tableau 3. Subdivision du territoire pour le traitement géostatistique selon les différents levés.....	13
Tableau 4. Traitements géostatistiques effectués et liste des éléments utilisés.....	13
Tableau 5. Classification des méthodes selon le caractère multiéchantillon et multivariable.....	15
Tableau 6. Classification des méthodes selon l'approche statistique et spatiale de traitement.	15
Tableau 7. Abondance de différents métaux dans des minéralisations typiques en comparaison avec leur abondance crustale.	19
Tableau 8. Évaluation qualitative de la nécessité de rehausser le signal géochimique de quelques éléments usuels.....	19
Tableau 9. Types de minéralisation polymétallique usuelle et indices permettant de les cibler.....	27

1 INTRODUCTION ET OBJECTIFS

La géochimie des sédiments de lac est un outil fondamental pour l'exploration minérale dans le Bouclier Canadien au nord du Québec et au Labrador, mais son utilisation amène cependant plusieurs défis. D'abord, les méthodes analytiques et les suites d'éléments analysés varient d'un levé à l'autre et des décalages dans les teneurs de plusieurs éléments sont remarqués aux limites de levés. Les travaux réalisés en 2004-2005 dans le cadre de la première phase de ce projet ont permis d'aplanir cette difficulté par la production d'une base de données homogène et nivelée pour les sédiments de lac, cela pour 18 éléments différents et communs à plusieurs levés du Québec (Trépanier, 2007).

D'autre part, à l'échelle très régionale à laquelle les sédiments de lac sont utilisés, les variations lithologiques et environnementales peuvent être considérables. Ces variations peuvent avoir des conséquences importantes sur la détermination des seuils d'anomalies géochimiques d'une région à l'autre. Les travaux de la première phase ont également permis de démontrer que la composition des sédiments peut être influencée par les conditions environnementales et sédimentologiques des lacs. Certaines variations visibles à une échelle beaucoup plus locale, telles que les variations de la taille, de la profondeur et de la productivité organique des lacs, peuvent aussi influencer de façon importante la composition des sédiments.

L'approche utilisée durant la première phase du projet pour tenir compte des variations dues aux différents signaux lithologiques ou environnementaux dans la détermination d'anomalies avait été de diviser le territoire en domaines géochimiques en se basant sur certains facteurs d'une analyse statistique factorielle. Ces domaines géochimiques pouvaient alors être utilisés pour calculer des statistiques de base servant à déterminer des seuils d'anomalies plus réalistes, qui tiennent compte des variations des teneurs dues aux signaux géochimiques d'origine indésirable. Toutefois, même si ces domaines constituent un premier outil intéressant pour diviser le territoire, on a montré que leur utilisation présentait certains inconvénients. D'abord, aucune méthode objective ne permettait de déterminer les seuils sur les facteurs de l'analyse factorielle séparant les différents domaines. De plus, les facteurs de l'analyse factorielle utilisés pour délimiter les domaines (facteurs 2, 3 et 5 dans ce cas) auraient pu être différents, étant basés sur une appréciation subjective de l'association des facteurs avec des grands ensembles lithologiques connus. Finalement, à l'intérieur même des domaines individuels, il apparaissait que les relations observées entre la profondeur des lacs, la perte au feu et les teneurs en métaux étaient toujours évidentes, indiquant qu'il restait encore de fortes variations des signaux géochimiques à l'intérieur même des domaines.

De nouvelles méthodes de traitement des données de géochimie lacustre tenant compte des variations des signaux géochimiques régionaux mises en lumière durant la première phase sont présentées dans le cadre de ce projet, en utilisant des approches innovatrices et variées basées sur des statistiques multivariées et/ou spatiales. Ces méthodes permettent de rehausser le signal provenant des anomalies géochimiques par rapport aux autres signaux. Les méthodes sont utilisées sur l'ensemble de la banque de données de sédiments de lac du Québec et les résultats des traitements sont fournis comme livrables avec le projet. Plusieurs exemples concrets de l'utilité des différentes méthodes pour rehausser le signal de minéralisations déjà connues sont présentés. Le problème du choix d'une ou plusieurs méthodes de traitement selon le contexte (selon les types de minéralisation, la maille d'échantillonnage, la dispersion des éléments dans l'environnement secondaire, etc.) sera également abordé. Des exemples de raisonnements pour arriver au choix d'une ou plusieurs méthodes pour différents types de minéralisation typique dans différents contextes seront présentés en deuxième partie.

2 APPROCHES DE REHAUSSEMENT DES ANOMALIES GÉOCHIMIQUES

Les approches les plus couramment utilisées en géochimie pour la détermination d'anomalies se basent sur des méthodes statistiques classiques. Ces méthodes s'appuient sur le principe qu'on peut trouver un seuil unique qui permet de séparer les échantillons anomaux des échantillons représentatifs du signal géochimique régional pour un élément donné. La méthode la plus simple et la plus connue est probablement de calculer la moyenne et l'écart-type des valeurs et de fixer un seuil d'anomalies à la moyenne plus un certain nombre d'écart-types. La méthode quantile-quantile (Q-Q plots, [Fig. 1](#)) est un exemple d'une méthode plus raffinée. L'idée de base de cette dernière est de considérer que les échantillons provenant d'anomalies forment une population statistique distincte. Il suffit de comparer la distribution des valeurs avec une distribution normale théorique et de fixer un seuil anomal à partir de la déviation des valeurs réelles de celles théoriques, donc de séparer les deux populations. Ces méthodes statistiques paramétriques nécessitent de faire l'hypothèse que les données ont une distribution normale ou log-normale, ce qui n'est pas toujours le cas et qui limite souvent leur utilisation. Des méthodes non paramétriques, basées sur des statistiques robustes ont également été proposées pour séparer les anomalies à partir de populations ayant des distributions quelconques.

Toutes ces méthodes statistiques plus traditionnelles accusent des limitations qui rendent leur utilisation difficile dans le contexte de la géochimie à l'échelle régionale. On sait tout d'abord que les signaux géochimiques régionaux ne sont probablement pas constitués d'une seule population, mais de populations multiples dont les valeurs peuvent se superposer de façon importante avec la population anormale. D'autre part, les méthodes statistiques classiques ne tiennent pas compte de la variabilité dans l'espace des signaux géochimiques. Ce qui peut paraître un seuil acceptable pour un secteur ne l'est probablement pas pour un autre. L'utilisation de domaines géochimiques (Trépanier, 2007), ou quelque autre forme de division du territoire, permet cependant de limiter cette variabilité, mais pas de façon suffisante. D'autre part, on peut questionner l'idée même de considérer les échantillons comme formant des populations distinctes puisqu'en réalité, la composition finale d'un sédiment est probablement due aux rôles combinés de plusieurs processus. Par exemple, un échantillon de sédiment de lac près d'une minéralisation reçoit certainement toujours une grande partie de son matériel des lithologies environnantes non minéralisées, qui sont des signaux plus régionaux. Finalement, les méthodes classiques ne prennent pas avantage de l'aspect multiélément des analyses modernes.

Une façon alternative et intéressante de considérer la géochimie de l'environnement secondaire qui découle de cette réflexion est de supposer que chaque teneur en métal de *chaque échantillon* est formée de deux types de processus distincts : des signaux géochimiques d'origine lithologique ou environnementale, variables selon les endroits, mais présents régionalement, et un signal dû à d'éventuelles anomalies qui s'ajoute aux signaux précédents ([Fig. 2](#)). Dans cette optique, l'objectif d'une méthode de rehaussement d'anomalie est de séparer la composante « anomalie » des autres signaux. Plutôt que de tenter de séparer les échantillons en deux populations distinctes, on essaie plutôt de séparer chaque teneur réelle en ces deux composantes. La question est de savoir comment on peut séparer la composante « anomalie » des autres signaux, dans chaque échantillon.

Deux principaux aspects peuvent être considérés dans la détermination du signal anomal des échantillons par rapport aux signaux régionaux : l'aspect spatial et l'aspect multiélément.

2.1 Approche spatiale

Le caractère spatial des anomalies peut d'abord être exploité. Une anomalie devrait-elle être formée d'un seul échantillon isolé ou à l'inverse être absolument constituée de plusieurs échantillons adjacents ayant des valeurs élevées? Ce choix dépend évidemment du contexte. Une fois ce choix effectué selon le contexte, il est possible de rehausser de façon significative le signal anomal d'un échantillon en considérant les teneurs des échantillons adjacents. La méthode de la statistique U, et les méthodes de contre-validation géostatistique utilisent l'aspect spatial des anomalies (c.-à-d. le caractère mono ou multi échantillon) pour rehausser les signaux des anomalies.

2.2 Approche multiélément

On peut utiliser le caractère multiélément des analyses chimiques de deux façons différentes. D'abord, les analyses chimiques modernes, par exemple par ICP, incluent des suites d'éléments étendues qui comprennent, outre les métaux recherchés, différents éléments majeurs et mineurs non reliés directement aux minéralisations recherchées. Ces éléments accompagnant les analyses peuvent être d'une grande utilité pour évaluer l'importance des signaux géochimiques régionaux d'un élément recherché. L'aspect spatial de cette évaluation doit évidemment être considéré, c.-à-d. on doit faire ce genre d'évaluation dans de petites portions du territoire à la fois. La méthode de la régression spatiale et la méthode de contre-validation géostatistique multivariable exploitent cet aspect multiélément en utilisant des groupes d'éléments non reliés aux minéralisations afin d'évaluer la partie du signal de l'échantillon provenant des grands processus géochimiques universels.

D'autre part, si on se trouve en présence d'une minéralisation ayant un signal polymétallique dans l'environnement secondaire, on peut également rehausser la portion anormale d'un signal si on combine plusieurs éléments.

3 MÉTHODES DE REHAUSSEMENT D'ANOMALIES

3.1 Méthode de la régression spatiale

Cette méthode se base sur l'idée précédemment énoncée qui suggère qu'on puisse évaluer l'influence des processus géochimiques régionaux sur les teneurs d'un élément recherché à partir des autres éléments analysés. Le principe de cette méthode est de prédire, pour chaque échantillon, la valeur « normale » que devrait avoir cet échantillon en un métal recherché à partir d'autres éléments analysés de ce même échantillon, et d'établir la relation qui existe entre l'ensemble des autres éléments et l'élément recherché pour les échantillons environnants. Au point de vue statistique, il s'agit d'une régression multiple avec comme variables explicatives un certain nombre d'éléments de l'analyse et comme variable à modéliser l'élément recherché. Alternativement, plutôt que d'utiliser les autres éléments de l'analyse, on pourrait prendre les principaux facteurs obtenus lors d'une analyse factorielle. On peut ensuite facilement calculer l'anomalie en prenant la valeur résiduelle qui est égale à la **valeur réelle moins la valeur prédite**. Par exemple, on pourrait calculer que la relation entre les valeurs en zinc, l'élément recherché, et les n-1 autres éléments de l'analyse ait de la forme suivante :

$$Zn_{[\text{prédit}]} = 0.1 \cdot Al + 0.3 \cdot Ba - 0.6 \cdot Cu \dots + 2.2$$

La méthode donne une évaluation des signaux géochimiques régionaux qui est spécifique à chaque échantillon, selon son propre contexte géochimique. Il est cependant peu réaliste de calculer la régression à partir de tous les échantillons du Québec, car il est fort probable que la nature des signaux géochimiques régionaux varie d'un secteur à un autre. Pour avoir une évaluation qui soit plus spécifique à chaque secteur, on peut ajouter une composante spatiale dans la régression. L'utilisation d'une fenêtre coulissante et d'un rayon de recherche pour calculer de multiples équations de régression permet d'obtenir des tendances qui sont spécifiques à chaque secteur ([Fig. 3](#)). Pour obtenir une régression encore plus représentative de la région entourant le point de régression, on peut aussi utiliser une approche de pondération du poids des échantillons dans la régression selon la distance au point de régression ([Fig. 4](#)).

Chaque échantillon utilise le point de régression le plus proche pour calculer sa valeur prédite et résiduelle. Le choix du rayon de régression doit être un compromis entre l'obtention d'un nombre d'échantillons suffisant et une évaluation des signaux géochimiques plus spécifiques à chaque contexte. Cette méthode donnera à chaque échantillon une évaluation de l'influence des signaux régionaux qui lui est spécifique, donc éventuellement un seuil anomal également spécifique. Notons que cette méthode de traitement est très similaire au concept de « geographically weighted regression » développé en géographie (Fotheringham et al., 2002).

Une hypothèse nécessaire à tout ce raisonnement est que les signaux géochimiques régionaux doivent avoir des caractéristiques différentes des anomalies dues aux minéralisations. On suppose que les grands processus responsables de ces signaux régionaux se matérialisent sur un grand nombre d'éléments et sont présents à une échelle régionale, alors que les anomalies sont plutôt des phénomènes plus locaux et visibles sur un nombre plus restreint d'éléments.

3.1.1 Aspects statistiques

Au niveau statistique, certains aspects doivent être considérés avant l'utilisation de la méthode de régression spatiale :

- 1 Anomalies statistiques vs « outliers »
- 2 Régression linéaire simple vs polynomiale
- 3 Transformation des valeurs vs valeurs brutes
- 4 Robustesse statistique des résultats

Pour enlever l'effet des anomalies statistiques, la distance de Mahalanobis (Filzmoser et al., 2005) a été systématiquement calculée pour chaque régression et les échantillons ayant les distances les plus grandes (5% des échantillons) ont été enlevés avant chaque calcul. Rappelons que la distance de Mahalanobis calcule la distance d'un point au centre d'une distribution multivariable en tenant compte de la structure de corrélation entre les différentes variables. Il est à noter que ces échantillons enlevés du calcul des régressions ont leurs résiduelles calculées tout comme les autres échantillons.

Quelques tests a posteriori relativement simples permettent de répondre aux trois dernières questions. D'abord, pour savoir si le modèle de régression utilisé est correct, un graphique binaire entre la valeur prédite et observée peut être utilisé. Si le bon modèle de régression a été utilisé, les points sur le graphique devraient former une ligne droite (Fig. 5). Pour déterminer si les variables doivent être transformées avant la régression, on peut construire un graphique binaire entre la valeur résiduelle et la valeur prédite. Dans un tel graphique, les valeurs résiduelles devraient être distribuées aléatoirement avec une moyenne de 0 par rapport à la valeur prédite (Fig. 6). Différents tests effectués a posteriori permettent de conclure que l'utilisation d'une régression linéaire multiple avec les valeurs transformées en logarithmes naturels est appropriée. On peut résumer graphiquement les différentes composantes importantes de la régression (prédiction, valeur brute, anomalie; Fig. 7).

3.1.2 Résiduelles de valeurs brutes très faibles

L'utilisation des logarithmes naturels des valeurs brutes pour effectuer les régressions a l'avantage très net d'obtenir une régression qui est valide au niveau statistique. Cependant, il est extrêmement important de tenir compte du fait que des valeurs brutes très faibles (ex : 1 ppm Cu) peuvent obtenir des valeurs résiduelles élevées sur la régression (Fig. 8). Il est donc recommandé, lors du choix des anomalies et sauf si l'on a de bonnes raisons de ne pas le faire, **de fixer un seuil minimum sur la valeur brute de l'échantillon pour considérer qu'une valeur résiduelle élevée devienne intéressante**. Ceci permettra alors d'éviter de s'intéresser aux résiduelles élevées de valeurs très basses.

3.1.3 Relation entre les résiduelles, les variables environnementales et les grands ensembles géologiques

Il a été montré qu'il existe des relations très nettes entre les teneurs de différents métaux et des variables représentatives des conditions environnementales des lacs, notamment la profondeur du lac et la perte au feu (Trépanier, 2007). Or, l'absence de données sur la profondeur des lacs pour plusieurs levés du Nord du Québec et la distribution statistique de la perte au feu empêche leur utilisation comme variables explicatives pour les régressions. Quelle est la relation entre les valeurs résiduelles calculées par la méthode de la régression spatiale et ces variables environnementales? Dans l'ensemble du Québec, les valeurs résiduelles n'ont aucune corrélation avec ces variables environnementales (Fig. 9, Fig. 10, Fig. 11, Fig. 12). Ceci renforce l'idée que la méthode de la régression spatiale permet d'enlever l'influence des signaux géochimiques régionaux, dans ce cas due aux variations environnementales.

Quelques exemples des résiduelles obtenues pour quelques éléments sont aussi présentés (Fig. 13; Fig. 14; Fig. 15). On peut noter sur les figures l'absence de relation apparente entre les résiduelles et les grands ensembles géologiques. Cette absence de relation est bien entendu souhaitable, puisque ces grands ensembles sont une source majeure des variations des signaux géochimiques.

3.1.4 Méthode de traitement et produits livrables avec le projet

La méthode de la régression spatiale a été appliquée sur 5 éléments d'intérêt pour l'ensemble des levés multiéléments du Québec : Cu, Zn, U, Ni, La. Le rayon de recherche utilisé pour la régression spatiale a été **20 km** et les points de régression ont été espacés de 20 km. Toutes les données sur les régressions (R^2 , coefficients, etc.) sont livrées également dans tous les cas. La banque de données nivelée lors de la

première phase a été utilisée. Cependant, on peut se demander quels éléments utiliser comme variables explicatives de la régression : prendre tous les éléments de l'analyse sauf l'élément recherché, sélectionner des groupes d'éléments précis ou utiliser les facteurs de l'analyse factorielle.

3.1.5 Régression spatiale à n-1 éléments

La première possibilité consiste à prendre tous les éléments disponibles dans l'analyse sauf l'élément recherché. Dans ce cas, on se concentrera surtout sur des anomalies qui sont essentiellement à un élément. En effet, la présence d'un deuxième élément présent en quantité élevée dans un échantillon et corrélé positivement avec l'élément recherché à l'échelle régionale aura comme effet d'augmenter la valeur prédite de l'élément et donc de diminuer son anomalie. Ceci peut avoir des conséquences néfastes dans le cas où on s'attendrait à avoir des anomalies comprenant plusieurs éléments (ex : Zn-Cu pour un amas sulfuré volcanogène). Les éléments choisis comme variables explicatives pour les régressions sont ceux qui ont une bonne qualité analytique pour un nombre important de levés : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V, Zn. Dans chaque cas, on enlève bien sûr la variable dépendante désirée de la liste.

Par exemple, pour la régression ayant pour but de détecter des anomalies en cuivre, on aura donc : Cu comme variable dépendante et Al, Ba, Ca, Cr, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V, Zn comme variables explicatives.

3.1.6 Régression spatiale pour des groupes d'éléments choisis

Pour éviter de diminuer les valeurs des anomalies dans le cas de plusieurs éléments associés à un même type de minéralisation, il suffit de soustraire ce groupe d'éléments du groupe de variables explicatives de la régression multiple. Par exemple, pour cibler des amas sulfurés à Ni-Cu magmatique, on soustrait Ni-Cu-Cr-Fe de la liste d'éléments. Les éléments qui ont été soustraits des régressions pour différents types de minéralisation usuelle sont présentés au tableau suivant.

Tableau 1. Éléments soustraits des régressions spatiales et de la contre-validation multivariable pour différents types de minéralisations polymétalliques.

Éléments	Type de minéralisation
Ni-Cu-Fe-Cr	Amas sulfurés d'origine magmatique
Zn-Cu-Fe	Amas sulfurés volcanogènes
Cu-U-La	Gisements d'oxydes de fer polymétalliques

Par exemple, pour la régression ayant pour but de détecter des anomalies en cuivre pour les amas sulfurés volcanogènes, on aura donc : Cu comme variable dépendante et Al, Ba, Ca, Cr, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V comme variables explicatives. Les listes d'éléments utilisées sont énoncées en détails dans l'Annexe 1: Paramètres de traitement pour les différentes méthodes proposées.

3.1.7 Régression spatiale à partir des facteurs de l'analyse factorielle

Une troisième possibilité est d'utiliser les facteurs de l'analyse factorielle réalisée lors de la première phase du projet (Trépanier, 2007) comme variables explicatives pour la régression. L'avantage est qu'ils sont statistiquement indépendants, ce qui n'est pas le cas des éléments eux-mêmes. Cette méthode de régression a été appliquée sur les éléments Cu, Ni, La, U et Zn comme variables dépendantes.

3.2 Méthode de la statistique U

La méthode de la statistique U (Cheng et al, 1996; Cheng, 1999) fait référence au principe de séparation des échantillons provenant d'une population anormale de ceux provenant d'une population formant le signal régional. Elle est traditionnellement utilisée par les méthodes classiques de discrimination des anomalies géochimiques. Supposons qu'on doive séparer ces deux populations dont les valeurs, dans de nombreux cas, se superposent (Fig. 16). On peut émettre l'hypothèse que les échantillons formant la population anormale seront regroupés dans l'espace, alors que les échantillons ayant des valeurs élevées et appartenant à la population régionale moyenne seront disposés aléatoirement dans la région. On utilise ainsi la distribution spatiale des valeurs pour séparer les deux populations. Cette hypothèse est valide dans le cas où la densité d'échantillonnage est suffisamment élevée par rapport à la dispersion potentielle des métaux dans l'environnement pour pouvoir obtenir des anomalies multiéchantillons. Pour avoir une évaluation qui soit réaliste dans le cadre d'une application à une grande région, on peut utiliser une région de recherche de taille fixe dans laquelle la statistique sera évaluée.

3.2.1 Méthode de calcul de la statistique U

Supposons un voisinage de taille fixe centré sur l'échantillon pour lequel on veut évaluer la statistique U. On peut calculer la moyenne des valeurs dans ce voisinage. Si la valeur obtenue par l'analyse de cet échantillon est supérieure à la valeur moyenne du voisinage, cet échantillon fait potentiellement partie de la population anormale. Pour déterminer véritablement son appartenance à la population des anomalies, une série de zones tampons circulaires de rayons croissants, centrés sur l'échantillon, sont construites. A chaque rayon, la statistique suivante est calculée (Cheng, 1999) :

$$U(r) = \sqrt{n} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_i(r) - \mu \right]$$

où n représente le nombre d'échantillons inclus dans une zone circulaire de rayon r , μ la moyenne du voisinage et $c_i(r)$ est la valeur de la concentration du $i^{\text{ème}}$ échantillon inclus dans la zone. A partir de $r = 0$ et en considérant des rayons circulaires de taille croissante, on constate que la valeur de U augmente progressivement en englobant des échantillons successifs dont la valeur est supérieure à la moyenne locale. Lorsque l'on commence à englober des échantillons dont la teneur est plus faible que la moyenne locale, la valeur de U commence à diminuer.

La valeur maximale de U est calculée à partir de tous les rayons utilisés. On peut représenter le choix du rayon par la formule suivante (Cheng, 1999) :

$$|U(r_0)| = \max_{0 \leq r \leq r_{\max}} |U(r)|$$

Le rayon r_0 est le rayon maximum qui ne contient que des échantillons du même type que l'échantillon du centre. La statistique U optimale $U(r_0)$ est conservée ainsi que le rayon r . On peut raffiner l'opération en optant pour des ellipses de taille, direction et aplatissement différents plutôt que des zones circulaires. Dans ce cas, la statistique U optimale devient (Cheng, 1999):

$$|U(r_0, \beta_0, \theta_0)| = \max_{\substack{0 \leq r \leq r_{\max}; \\ 0 \leq \beta \leq \beta_{\max}; \\ 0 \leq \theta \leq \pi}} |U(r, \beta, \theta)|$$

où r_0 est le rayon d'un cercle de même surface que l'ellipse optimale, β_0 est l'aplatissement optimal de l'ellipse, et θ_0 est la direction optimale de l'ellipse. Ces informations sur la taille, la direction et l'allongement des anomalies peuvent être stockées.

3.2.2 Influence de la taille du voisinage sur le résultat

La taille du voisinage choisie a un effet très important sur les résultats. En effet, la taille du voisinage détermine à la fois le nombre d'échantillons sur lesquels la moyenne locale est calculée et également le rayon maximal d'une anomalie. L'expérimentation avec différents rayons révèle que la taille du voisinage détermine la taille des regroupements de valeurs élevées qui seront rehaussées ([Fig. 17](#); [Fig. 18](#); [Fig. 19](#)). Par exemple, on constate qu'un voisinage de 20 km met en lumière des anomalies de plus petite taille qui ne sont pas visibles à des voisinages plus grands. Inversement, les anomalies plus larges disparaissent avec des voisinages plus petits.

3.2.3 Influence de la densité d'échantillons sur le résultat

Un retour sur la formule de calcul de la statistique U permet de constater que la valeur sera plus élevée si on a une densité d'échantillons plus élevée. Pour éviter ce problème, on peut diviser la valeur obtenue par la densité d'échantillons calculée sur une fenêtre de taille similaire au voisinage utilisé.

3.2.4 Paramètres du calcul de la statistique U pour la base de données du Québec

Les paramètres du tableau suivant ont été utilisés pour le traitement de la base de données du Québec (plus de détails sont disponibles à l'[annexe 1](#)).

Tableau 2. Paramètres du traitement de la base de données des sédiments de lac.

Paramètre / caractéristique	Valeur ou élément (s)
Voisinage	10km
Aplatissement maximum	4
Incréments d'angles	20 degrés
Éléments traités par la méthode de la statistique U	Cu, Ni, La, U, Zn, As
Logarithmes naturels	
Pour As : valeurs brutes non nivelées (élément n'ayant pas été nivelé durant la phase un)	
Pour les autres éléments : valeurs nivelées utilisées	
Division des valeurs de la statistique U calculées par la densité d'échantillons	
Pour le secteur de la Baie-James, deux traitements séparés pour As :	
	<ul style="list-style-type: none">• à partir des valeurs en arsenic obtenues par absorption atomique dans les années 70;• à partir des valeurs obtenues durant les réanalyses effectuées ultérieurement par activation neutronique.

3.3 Méthodes géostatistiques

Les géostatistiques offrent plusieurs possibilités intéressantes pour le rehaussement des signaux anomaux en géochimie. Trois méthodes issues des géostatistiques ont été choisies : le krigeage factoriel, la contre-validation à une variable et la contre-validation à plusieurs variables. Une brève introduction aux méthodes géostatistiques sera d'abord présentée. Cette discussion est inspirée de différentes sources traitant des géostatistiques (Wackernagel, 2003, Pan et Harris, 2000).

Les géostatistiques sont basées sur l'idée simple et intuitive que les objets qui sont rapprochés dans l'espace ont tendance à être similaires alors que ceux qui sont éloignés sont plus différents ([Fig. 20](#)). C'est l'étude de ce degré de similarité selon la distance de séparation entre les objets, aussi appelé autocorrélation ou corrélation spatiale, qui est à la base de toutes les méthodes géostatistiques.

3.3.1 Variogrammes expérimentaux et théoriques

Le variogramme est l'outil le plus couramment utilisé pour représenter graphiquement la corrélation spatiale. Le variogramme expérimental se construit par le calcul de la variation moyenne d'une variable donnée pour toutes les paires d'observations séparées par des distances successives (Fig. 21). Dans le cas de données montrant une corrélation spatiale, le variogramme expérimental montre une pente croissante (donc une similarité décroissante) avec l'augmentation de la distance de séparation des observations (Fig. 21). Si les données ne montrent aucune corrélation spatiale, le variogramme expérimental est plat, indiquant que la distance de séparation n'a aucune influence sur la similarité des valeurs (Fig. 22).

Différentes caractéristiques du variogramme expérimental sont importantes à noter. D'abord, on appelle « sill » la valeur de la variance (axe Y) à laquelle le profil du variogramme devient plat. Cette valeur est normalement approximativement égale à la variance statistique (Fig. 23). La « portée » est la distance à laquelle le sill du variogramme est atteint et représente la distance maximale à laquelle une corrélation spatiale est visible entre des observations. Lorsqu'on prolonge vers l'axe des Y la courbe du variogramme expérimental, on remarque souvent qu'elle ne passe pas par l'origine, mais coupe l'axe des Y à une certaine hauteur (Fig. 23). Il s'agit de « l'effet pépité », qui représente le fait que très souvent une partie de la variation des valeurs se trouve au niveau des observations individuelles, c.-à-d. sans corrélation spatiale avec les observations adjacentes. On peut quantifier la proportion d'effet pépité dans un variogramme en prenant la valeur de variance de l'effet pépité divisée par la variance totale des données. Un exemple de variogramme expérimental avec effet pépité est présenté (Fig. 24). Il s'agit du variogramme du cuivre pour le levé du Grand-Nord (1997520) dans lequel on peut calculer que 45% de la variance totale se trouve dans l'effet pépité.

Il est également courant de superposer sur un même variogramme des profils réalisés en utilisant seulement des échantillons qui sont séparés selon certaines directions. On parle dans ce cas de variogrammes multidirectionnels, par opposition aux variogrammes omnidirectionnels. Par exemple, on peut calculer des variogrammes différents pour les directions N81 (E-W) et N351 (N-S) pour le levé du Grand Nord (Fig. 24). Dans ce cas, le profil N-S a un sill nettement inférieur au profil E-W, dû à l'influence de la direction lithologique dominante N-S sur les compositions des sédiments. Fait intéressant, la séparation entre les deux courbes ne s'effectue qu'après une distance de 45 km, indiquant que ce n'est qu'à partir de cette distance que l'effet des variations lithologiques sur les sédiments se fait vraiment sentir.

A partir du variogramme expérimental, on construit un variogramme théorique qui permet de représenter de façon mathématique la tendance de corrélation spatiale observée. Différents modèles de variogrammes théoriques existent (exponentiel, sphérique, etc.), qui ont chacun différents paramètres (Fig. 25; Fig. 26). Les paramètres les plus courants et communs aux différents modèles sont la valeur du sill et la portée du modèle. Dans les cas les plus simples, un seul modèle de variogramme théorique suffit pour représenter un variogramme expérimental. Dans de nombreux cas, toutefois, on doit superposer plusieurs variogrammes théoriques avec des portées différentes. On parle alors de variogrammes imbriqués (Fig. 27). Le cas le plus courant de variogramme imbriqué est la combinaison d'un modèle d'effet pépité avec un autre modèle. On procède généralement par essais-erreurs pour trouver la combinaison de modèles théoriques qui explique le mieux le variogramme expérimental. Un exemple de variogramme imbriqué plus complexe est montré pour le zinc dans le levé du Grand-Nord (Fig. 28). Le meilleur modèle qui a été identifié à la suite de différents essais est composé de 4 modèles superposés : un modèle K-Bessel anisotrope avec une portée moyenne de 175 km, un modèle exponentiel isotrope avec une portée de 40 km, un modèle exponentiel isotrope avec une portée de 8 km et un effet pépité. Cette même superposition de ces quatre modèles fonctionne bien également pour les autres éléments du même levé, ce qui suggère que la structure de corrélation spatiale de l'ensemble des éléments soit contrôlée par les mêmes grands phénomènes.

On peut associer des interprétations physiques aux différentes composantes d'un variogramme imbriqué (Wackernagel, 2003). Chaque composante peut ainsi être expliquée en termes de processus naturel opérant à différentes portées. Par exemple, des grands domaines lithologiques pourraient être associés à

des composantes à longue portée, alors que des variations dans les conditions environnementales des lacs pourraient être associées à des composantes plus locales.

3.3.2 Krigeage (estimation géostatistique)

L'application la plus courante des géostatistiques est certainement le krigeage, qui sert à faire l'évaluation d'une variable à un endroit de l'espace pour lequel aucune observation n'a été effectuée, à partir des observations adjacentes ([Fig. 29](#)). La valeur d'un endroit non échantillonné est égale à une certaine combinaison linéaire des valeurs connues à des points d'observation adjacents. Intuitivement, on imagine que les points d'observation adjacents devraient avoir un poids plus élevé dans l'évaluation que des points plus éloignés. En pratique, c'est avec le variogramme théorique que l'on peut déterminer ces poids.

Dans le cas du rehaussement des signaux anomaux dans les sédiments de lac, la technique du krigeage est d'une utilité réduite puisque le krigeage est une méthode d'interpolation exacte, c.-à-d. la valeur obtenue pour un point d'échantillonnage est égale à la valeur brute.

3.3.2.1 Krigeage factoriel

On peut faire une analogie entre les différentes composantes à portées différentes des variogrammes imbriqués et les signaux utilisés en télécommunications. Supposons un profil d'un élément analysé selon une certaine direction dans un levé géochimique ([Fig. 30](#)). Dans un tel profil, on trouve souvent des variations à grande longueur d'onde qui pourraient être dues, par exemple, à l'influence des grands domaines lithologiques. A ces grandes variations se superposent des variations à plus petites longueurs d'ondes qui sont dues à des phénomènes plus locaux. ([Fig. 30](#)). En termes géostatistiques, les composantes à grande longueur d'onde des signaux de télécommunication sont assimilables aux composantes à longue portée des variogrammes, alors que les variations locales sont plutôt assimilables aux composantes à courte portée des variogrammes ou même à l'effet pépite.

Il est clair que les variations à grande portée sont indésirables d'un point de vue de reconnaissance d'anomalies et il serait intéressant de pouvoir filtrer leur effet, car ces phénomènes sont à des échelles grandement supérieures à celles des minéralisations usuelles. Le krigeage factoriel réalise cette séparation en permettant d'effectuer des estimations géostatistiques séparées pour les différentes composantes de variogrammes imbriqués. On utilise le krigeage factoriel des composantes à plus petites longueurs d'ondes pour évaluer les anomalies. Cette technique a été utilisée dans différentes études antérieures (Weckernagel, 2003; Jimenez-Espinosa et al., 1993; Jimenez-Espinosa et Chica-Olmo, 1999) pour l'évaluation d'anomalies géochimiques. Dans le cadre de la géochimie de lacs, c'est la composante exponentielle isotrope de portée 8 km qui a été utilisée pour le krigeage factoriel. La technique du krigeage factoriel est donc une technique puissante qui tient compte à la fois des caractéristiques spatiales et spectrales des anomalies. Il faut noter toutefois que le krigeage factoriel ne permet pas d'évaluer la composante de l'effet pépite; cette évaluation est plutôt effectuée par les techniques de contre-validation présentées dans les sections suivantes.

On peut comparer le krigeage factoriel de la composante à portée de 8 km pour le cuivre comparé aux valeurs brutes ([Fig. 31](#)). Cet exemple montre bien l'efficacité qu'a le krigeage factoriel de faire abstraction des variations à plus grande longueur d'onde pour rehausser des anomalies. Par exemple, un secteur à valeurs brutes moyennes sur un fond bas est bien rehaussé. Cette technique est surtout efficace pour rehausser des anomalies constituées de petits groupes d'échantillons.

3.3.2.2 Contre-validation à une variable

La contre-validation est une technique qui est utilisée pour déterminer la validité d'un modèle géostatistique. Elle consiste à enlever une observation du modèle, de calculer la valeur estimée par krigeage en ce point d'observation, puis de comparer l'estimation avec la valeur réelle. Normalement, une

mesure d'agrégation (ex : la moyenne) est utilisée sur l'ensemble des différences estimation–valeur réelle pour évaluer le modèle géostatistique. La contre-validation pour une observation donnée se résume de la façon suivante :

1. Enlever l'observation à valider ;
2. Faire une prédiction par krigeage à l'endroit où se trouve l'observation ;
3. Remettre l'échantillon ;
4. L'anomalie est la valeur réelle moins la valeur prédite.

Le calcul de la contre-validation revient à calculer, pour chaque observation réelle, la part de variation qui n'est pas explicable par les valeurs adjacentes étant donné le modèle géostatistique. Il s'agit précisément de la définition de l'effet pépité. La contre-validation permet donc de calculer l'effet pépité pour chaque observation ; ce qui peut être très utile en géochimie (Jimenez-Espinosa et al., 1999). Si on prend les valeurs les plus élevées de contre-validation, on trouve les échantillons isolés dont les valeurs élevées ne s'expliquent pas par les valeurs adjacentes. Il s'agit alors d'anomalies ponctuelles.

La comparaison entre les valeurs brutes et les valeurs de contre-validation ([Fig.32](#)) montre clairement le rehaussement des anomalies isolées, autant les valeurs très élevées sur un signal régional élevé que les valeurs moyennes sur un signal régional bas.

3.3.2.3 Contre-validation multivariable

La contre-validation multivariable est simplement l'extension à plusieurs variables de la contre-validation. L'explication de la technique demande d'abord une brève introduction aux techniques de géostatistiques à plusieurs variables.

Cokrigeage

Supposons que pour tous les points d'observation, il y ait deux variables connues, par exemple Z et T. Tel que mentionné précédemment, il est possible d'estimer par krigeage, la valeur d'une variable (Z par exemple) à des endroits non échantillonnés à partir des valeurs de cette même variable. Mais si on a une deuxième variable (T dans ce cas), il est possible d'utiliser l'information de cette deuxième variable pour faire une meilleure estimation de Z, qui en un point devient donc une combinaison linéaire des valeurs observées de Z aux points d'observation adjacents ET des valeurs observées de T en ces mêmes points ([Fig. 33](#)).

Pour déterminer quels poids devraient être mis aux différentes observations de T pour l'estimation de Z, il est nécessaire de connaître la corrélation dans l'espace entre les valeurs de T et de Z. Comme dans le cas de l'estimation de Z à partir de ces observations, on peut y arriver en construisant un modèle géostatistique. Dans le cas de l'étude de la corrélation spatiale de deux variables, on parlera de covariogrammes. Le covariogramme montre la variance des valeurs de Z et T pour différentes distances de séparation ([Fig. 34](#)). Une propriété du covariogramme est qu'en son point 0, la valeur est égale à la covariance entre les deux variables. L'étude des covariogrammes peut être également très intéressante pour comprendre les variations dans l'espace des corrélations entre les variables.

Contre-validation multivariable

La contre-validation multivariable est très similaire en principe à la contre-validation à une variable montrée précédemment. Cependant, l'estimation de la valeur à un point d'observation est simplement effectuée en tenant compte des variables additionnelles. De la même façon, l'anomalie est alors égale à la valeur réelle moins la valeur estimée. De plus, deux approches sont possibles quant à l'utilisation des valeurs des autres variables au point d'observation pour faire l'estimation, soit utiliser seulement les

observations adjacentes ou utiliser les observations adjacentes ET les valeurs des autres variables au point d'observation. Dans le cadre de ce projet, la deuxième alternative a été retenue.

La démarche de calcul peut être résumée de la façon suivante :

1. Enlever la valeur de la variable Z pour l'observation (on laisse les autres éléments) ;
2. Faire une estimation par co-krigeage pour Z à l'endroit où se trouve l'observation ;
3. Remettre l'observation ;
4. L'anomalie est la valeur prédite moins la valeur réelle.

Cette technique puissante permet de trouver des observations isolées qui sont à la fois anormales par rapport aux observations adjacentes pour la substance recherchée, en tenant compte des autres variables des observations adjacentes, et par rapport aux autres variables de l'observation. On rehausse donc les anomalies isolées au niveau spatial et statistique en même temps ([Fig. 35](#)).

Comme dans le cas de la technique de la régression spatiale, il faut comprendre que si un échantillon a des valeurs élevées en plusieurs métaux d'intérêt associés, on aura tendance à diminuer la valeur de l'anomalie. Si on utilise dans le modèle géostatistique les n-1 variables disponibles, on ciblera en priorité des anomalies monoélémentaires. Pour cibler des anomalies pour des minéralisations polymétalliques, on peut enlever du modèle géostatistique les groupes d'éléments susceptibles d'être concentrés près des minéralisations. Par la suite, on peut combiner les résultats donnés pour les différents métaux ciblés pour obtenir un signal multiélément représentatif du type de minéralisation recherchée.

3.4 Paramètres de traitement par méthodes géostatistiques pour la base de données du Québec

Les détails concernant les traitements géostatistiques sont résumés ci-dessous. De plus amples détails sur les traitements sont disponibles à l'annexe 1.

Le territoire québécois a été divisé en plusieurs grandes régions pour le traitement géostatistique. Cette subdivision avait comme objectif de permettre d'obtenir des modèles géostatistiques qui soient plus réalistes pour les différentes provinces géologiques. Noter que certaines régions ayant fait l'objet de levés plus anciens (Côte-Nord et Baie-James) et contenant une série plus restreinte d'éléments analysés ont été subdivisées de deux façons. Les régions ont été formées en se basant sur les subdivisions en levés indiquées au **Tableau 3**. Les caractéristiques des traitements géostatistiques effectués ainsi que les éléments utilisés pour ceux-ci sont énumérés au **Tableau 4**.

Finalement, le même modèle géostatistique théorique a été appliqué à tous les éléments et à toutes les régions. Une procédure d'ajustement automatique des « sills » des variogrammes a été utilisée pour tenir compte des particularités individuelles des régions et / ou éléments. Ce modèle théorique unique ajusté selon les régions permet d'obtenir de très bonnes correspondances dans tous les cas avec les modèles expérimentaux. Il s'agit d'un modèle imbriqué contenant les variogrammes théoriques suivants :

- Effet pépité
- Exponentiel portée 8 km
- Exponentiel portée 40km
- K-Bessel anisotrope, portée et anisotropie variables selon les régions (varie de 80-150km)

Il peut paraître très surprenant qu'une même superposition de modèles puisse s'appliquer à l'ensemble du territoire. Ceci est une indication très claire que la signature géochimique globale des sédiments de lac du Québec est contrôlée en très grande partie par des processus fondamentaux universels qui sont indépendants des provinces géologiques.

Tableau 3. Subdivision du territoire pour le traitement géostatistique selon les différents levés.

Région	Levé (s)
Levé du Grand-Nord	1997520
Fosse du Labrador et Rae	1984059, 1983059, 1983055 et 1982055
Centre du Québec	1983050, 1987050 et 1996393
<u>Côte Nord :</u>	
pour contre-validation multivariable	1988050, 1989050 et 1983058.
pour krigeage factoriel et contre-validation monovariable	1988050, 1989050, 1983058, 1977500, 1977501 et 1977502
<u>Baie-James :</u>	
pour contre-validation multivariable	échantillons analysés par ICP des levés 1957001-XX et 1995004.
pour krigeage factoriel et contre-validation monovariable	levés 1957001-XX et 19995004.

Tableau 4. Traitements géostatistiques effectués et liste des éléments utilisés.

Méthode / traitement	Élément(s)
Méthodes géostatistiques mono et multivariées	Cu, Ni, La, U, Zn
Éléments utilisés comme variables auxiliaires pour la contre-validation multivariable ¹	Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V, Zn
Méthodes géostatistiques monovariées seulement	As
Deux traitements séparés : a) à partir des valeurs en arsenic obtenues par absorption atomique dans les années 70' ; b) à partir des valeurs obtenues durant les réanalyses effectuées ultérieurement par activation neutronique	As (Baie-James)
Utilisation des logarithmes naturels des valeurs	
Pour As : valeurs brutes non-nivelées (élément n'a pas été nivelé durant la phase un).	
Pour les autres éléments : valeurs nivelées utilisées.	

¹ Les éléments du **Tableau 1** ont été enlevés pour cibler des types de minéralisations polymétalliques particulières.

3.5 Seuils anomaux pour les différentes méthodes

Presque toutes les méthodes proposées (sauf le krigeage factoriel) ont en commun l'utilisation de valeurs résiduelles de calculs effectués sur une fenêtre locale et utilisant des valeurs logarithmiques. Cette approche permet de niveler de façon très efficace les différences régionales entre les teneurs en métaux. L'utilisation d'un seuil par centile fixe pour l'ensemble du territoire est donc réaliste dans ce contexte. On peut remarquer d'ailleurs que les échantillons anomaux, obtenus avec un seuil calculé par centile unique sur une des méthodes proposées, sont répartis de façon assez uniforme sur le territoire. L'utilisation d'un seuil par centile unique sur les valeurs brutes mène à une situation beaucoup plus hétérogène.

4 CLASSIFICATION DES MÉTHODES ET CHOIX D'UNE MÉTHODE SELON LE CONTEXTE

4.1 Classification des méthodes

Les approches de rehaussement des anomalies présentées ont chacune des caractéristiques spécifiques. De façon générale, on peut classer les différentes approches selon deux caractéristiques (**Tableau 5**) ou selon les paramètres du traitement (**Tableau 6**).

Tableau 5: Classification des méthodes selon le caractère multiéchantillon et multivariable.

Caractéristiques	Types d'anomalies	Méthodes
Nombre d'échantillons dans une anomalie	Monoéchantillon uniquement	Contre-validation à une variable Contre-validation à plusieurs variables
	Multiéchantillon (petits groupements)	Krigeage factoriel Statistique U
	Pas de considération du nombre d'échantillons	Régression spatiale
Nombre d'éléments formant une anomalie	Préférentiellement à un élément	Régression spatiale avec n-1 éléments ou facteurs de l'analyse factorielle
		Contre-validation multivariable avec n-1 éléments
	Pour des groupes d'éléments ciblés	Régression spatiale avec groupes d'éléments choisis
		Contre-validation avec groupes d'éléments choisis
	Pas de considération du nombre d'éléments anomaux	Krigeage factoriel
		Contre-validation à une variable
Statistique U		

Tableau 6: Classification des méthodes selon l'approche statistique et spatiale de traitement.

Caractéristiques	Types d'anomalie	Méthodes
Approche spatiale de la reconnaissance des anomalies	Fenêtres coulissantes	Régression spatiale
		Statistique U
	Corrélation spatiale des valeurs, séparation des longueurs d'ondes anomalies vs signal régional	Contre-validation à une variable
		Contre-validation à plusieurs variables
Approche statistique de la reconnaissance des anomalies	Statistiques à une variable pour séparer les signaux régionaux des anomalies	Krigeage factoriel
		Contre-validation à une variable
		Statistique U
	Statistiques multivariées pour séparer les signaux régionaux des anomalies	Régression spatiale
		Contre-validation à plusieurs variables

4.2 Choix d'une méthode de traitement selon le contexte

De façon conceptuelle, il est possible d'élaborer un arbre de décision dans lequel les questions nécessaires au choix d'une méthode sont posées (**Fig. 36**). Cependant, est-il vraiment nécessaire d'utiliser une méthode de rehaussement des anomalies plutôt que les valeurs brutes ? Dans l'affirmative, les questions concernant le nombre d'échantillons et le nombre d'éléments se poseront. Toutefois, un

aspect important à considérer pour répondre à ces questions est la mobilité relative des métaux et leur dispersion dans l'environnement secondaire.

4.2.1 Mobilité de certains métaux d'intérêt dans l'environnement secondaire

Il est bien connu que différents métaux ont des comportements géochimiques différents dans l'environnement secondaire. Comme les deux études de cas présentées plus loin vont l'illustrer, ces comportements différents ont une influence très importante sur la distance de dispersion des métaux à partir de la minéralisation et sur la possibilité de former des anomalies dans l'environnement secondaire. Ceci est particulièrement important dans le cas de la géochimie de sédiments de lac, où la maille d'échantillonnage est relativement faible par rapport à la taille des systèmes minéralisés. Les mobilités relatives suivantes sont rapportées par différents auteurs :

- Zn > Cu > Ni > Mo > Ag > Pb > Au (Cameron, 1994)
- As > U > Hg > Zn > Cu > Pb > Cd > Mo > W > F > Au > Nb-Ag > Te > Se-Sn-Be (Beaumier, 2004)

On considère généralement que les métaux peu mobiles, par exemple Pb-Ag-Au, sont peu utiles à l'échelle des levés régionaux de sédiments de fond de lac à faible densité, alors que les plus mobiles (Cu-Zn-As-Ni) sont les plus utiles (Cameron, 1977). Toutefois, lorsqu'on passe à une échelle d'exploration plus détaillée, par exemple dans le cas de levés de sédiments de lac à haute densité ou d'autres levés de géochimie à densité élevée, ces éléments moins mobiles peuvent devenir plus utiles. Finalement, la mobilité des éléments a également une influence déterminante sur le choix de méthode géochimique. Par exemple, des levés de sols pourront détecter de façon très efficace des minéralisations contenant Pb-Ag-Au étant donné la faible mobilité chimique de ces éléments et leur rétention dans les sols résiduels (voir l'exemple du gîte Koke).

4.2.1.1 Étude de cas 1 : Dispersion de Zn-Pb-Cu-Au-Ag dans les ruisseaux et les lacs adjacents à l'amas sulfuré Agricola, Territoires du Nord-Ouest (Cameron, 1977)

Le cas de l'amas sulfuré Agricola dans les Territoires du Nord-Ouest est particulièrement intéressant pour l'étude de la mobilité des métaux à partir d'une minéralisation sulfurée polymétallique sur un bouclier en climat nordique. La découverte de l'amas sulfuré a été réalisée à la suite de travaux de terrains effectués autour d'une anomalie polymétallique isolée d'un levé régional de géochimie de lacs. Par la suite, une étude détaillée de la géochimie du secteur a été effectuée, qui incluait l'analyse de l'eau du drainage de l'anomalie et de certains affluents, des sédiments de ruisseaux, des sédiments des parties centrales des lacs ainsi que des sédiments des parties périphériques (« nearshore ») ([Fig. 37](#)).

Il est particulièrement intéressant d'examiner les profils géochimiques réalisés entre l'amas sulfuré et le lac Shoreeef, à l'est, qui est le dernier lac échantillonné lors du levé de détail (noter que le nord est à gauche de la figure). D'abord, on remarque que les concentrations en zinc et cuivre de l'eau décroissent de façon systématique à partir de la minéralisation vers l'aval du drainage ([Fig. 37](#)). Le pH de l'eau, quant à lui, suit une croissance inverse avec des eaux très acides près de la minéralisation et des pH plus neutres par la suite, ce qui est conséquent avec l'altération de la minéralisation sulfurée. Il est intéressant de noter que les valeurs d'acidité et les concentrations en zinc et cuivre de l'eau de différents affluents le long du profil de drainage (points entourés par des pointillés ; [Fig. 37](#)) sont systématiquement plus basses que celles de l'eau issue de la minéralisation. Ceci suggère donc que les fortes teneurs observées dans l'eau sont dues à la minéralisation. On peut noter par ailleurs que les teneurs en cuivre de l'eau décroissent plus rapidement que les teneurs en zinc, témoignant de la mobilité plus grande du zinc. On peut examiner les mêmes types de profils pour le plomb ([Fig. 38](#)). Si on compare encore une fois les teneurs en plomb dans l'eau, on note que la courbe a une décroissance très rapide, même beaucoup plus

rapide que celle du cuivre. Cet élément est donc très peu mobile dans cet environnement et on peut classer la mobilité de ces trois éléments à partir de cet exemple de la façon suivante: Zn > Cu > Pb.

Ces différences de mobilité se répercutent aussi sur les profils de concentration dans les sédiments de ruisseaux et de bordures de lacs (ligne pleine sur les profils); alors que les teneurs en cuivre décroissent de façon graduelle à partir de la minéralisation, celles en zinc décroissent beaucoup plus lentement. Dans le cas des teneurs en plomb, la décroissance est nettement plus rapide que celle du cuivre, pour atteindre une teneur de seulement 10 ppm à 2 km de la minéralisation. Dans les sédiments des parties centrales des lacs, les concentrations en zinc augmentent même en s'éloignant de la minéralisation, pour atteindre une valeur maximale de plus de 1000 ppm à environ 4 km de la minéralisation. En fait, on peut remarquer l'image miroir entre les concentrations en zinc de l'eau et celles des sédiments des parties centrales des lacs. La concentration en zinc dans l'eau diminue avec l'augmentation des teneurs des sédiments de lac; ce qui témoigne de la précipitation du métal en solution. Cameron (1977) explique la précipitation du zinc par le changement graduel du pH. En effet, il est connu de façon expérimentale qu'à des pH plus acides que 6, le zinc ne peut se fixer sur les oxydes de Fe-Mn et coprécipiter. Dans ces conditions, il reste donc en solution ([Fig. 39](#)). Dans le cas du cuivre, le pH auquel le cuivre commence à précipiter est plus acide, ce qui explique le comportement différent des deux métaux.

Cet exemple permet également d'évaluer la distance de dispersion des métaux dans le drainage à partir de la minéralisation. Pour le zinc, on constate que la dispersion est d'au moins 5 km à partir de l'amas sulfuré. Dans le cas du plomb, aucune anomalie n'est détectable à plus de 2 km de la minéralisation. On peut imaginer que dans un levé régional, l'anomalie en zinc serait beaucoup plus facile à détecter, ce qui est effectivement le cas pour l'échantillon ayant mené à la découverte de cette minéralisation.

4.2.1.2 Étude de cas 2 : Dispersion de Zn-Pb-Cu-Au-Ag dans les sols et ruisseaux adjacents à l'amas sulfuré Koke, Nord du Québec

Cet exemple provient de travaux effectués par l'auteur de ce rapport (Trépanier, 2001) dans le cadre d'une campagne d'exploration minérale pour Noranda en 2000-2001. Le problème qui se posait à l'époque était de connaître la composition minéralogique du chapeau de fer surmontant le gîte Koke (1 Mt @ 7% Zn, 1% Cu, 1% Pb, 50 g/t Ag, 1 g/t Au) dans la fosse du Labrador, à une cinquantaine de kilomètres au sud-ouest de Kuujuaq ([Fig. 40](#)). Cette composition minéralogique allait par la suite servir à modéliser la réponse hyperspectrale du chapeau de fer dans le but de trouver d'autres minéralisations semblables dans la région. Pour caractériser ce chapeau de fer, les échantillons ont été analysés pour leur minéralogie par diffraction-X et par absorption atomique - ICP pour leur composition chimique (GM-60772).

Minéralogie diffraction X (n = 3):

- 1 Quartz
- 2 Goethite et oxydes-hydroxydes amorphes
- 3 Jarosite – $\text{KFe}_3(\text{SO}_4)_2(\text{OH})_6$
- 4 Anglésite - PbSO_4 - 2.5%
- 5 Plombojarosite – $\text{PbFe}_6(\text{SO}_4)_4(\text{OH})_{12}$ 6.5%
- 6 Galène 0.4%
- 7 Sphalérite 0.3%

Composition chimique (n ~ 10) :

- 1 Pb : 3.8%
- 2 Cu : 0.2%
- 3 Zn : 0.5%
- 4 Ag : 134 g/t
- 5 Au : 2 g/t

D'entrée de jeu, on remarque une concentration élevée en sulfates de Pb-Fe (anglésite et plombojarosite) et en sulfates de Fe (jarosite) et une très faible abondance de minéraux de zinc et de cuivre. La composition chimique du chapeau de fer confirme cette observation. On note également des concentrations élevées en or et argent dans le chapeau de fer. En comparant ces teneurs avec les teneurs de la minéralisation primaire, il est possible de calculer des facteurs de concentrations des différents métaux. Ainsi, Pb, Ag et Au sont fortement concentrés dans le chapeau de fer, alors que Zn et Cu sont relativement appauvris ([Fig. 42](#)).

Un levé de géochimie des fractions silteuses des sédiments de ruisseaux a été effectué dans la région par Kennecott durant les années '90. En particulier, un ruisseau dont la tête est à environ 400m au nord-est du gîte Koke a été échantillonné. Ce ruisseau débute dans une petite zone marécageuse dans laquelle les eaux de ruissellement du gisement se jettent ([Fig. 41](#)).

Les teneurs en zinc et en cuivre obtenues dans ce ruisseau sont très fortement anormales si on les compare avec les teneurs régionales ([Fig. 43](#) et [Fig. 44](#)). Des teneurs de l'ordre de plusieurs milliers de ppm en zinc persistent jusqu'à une distance de 2.5 km du gisement. Il est intéressant de noter que, comme dans le cas du gîte Agricola, les teneurs en zinc augmentent en s'éloignant du gisement, témoignant de la grande mobilité de cet élément. Dans le cas du cuivre, les teneurs décroissent avec la distance, mais une teneur de près de 3000 ppm est quand même observée à un peu plus d'un kilomètre du gisement. Ces très fortes anomalies en zinc et en cuivre contrastent nettement avec les teneurs en Pb, Ag, et Au de ce même ruisseau ([Fig. 45](#); [Fig. 46](#)). Une seule teneur en plomb faiblement anormale est observée sur le premier échantillon à la tête du ruisseau. Les autres analyses en Pb du ruisseau ne se distinguent pas du signal régional. Les teneurs en or et argent ne sont même pas au-dessus du seuil de détection analytique.

Dans le cas du gîte Koke, le ruisseau anormal se jette dans une rivière majeure, la rivière Koksoak. Si ce ruisseau se jetait plutôt dans un lac, ce lac serait probablement anormal en Zn-Cu seulement et non en Pb-Ag-Au. Cet exemple démontre encore une fois très clairement l'influence de la mobilité relative des métaux sur leur dispersion dans l'environnement secondaire et, ultimement, l'influence sur le choix d'une méthode de rehaussement d'anomalies.

4.2.1.3 Étude de cas 3 : Dispersion de l'uranium à partir d'une carbonatite, Fosse du Labrador, Nord du Québec.

Beaumier (2004) a étudié la dispersion de l'uranium à partir de la carbonatite du lac Castignon, dans la Fosse du Labrador ([Fig. 47](#)). Cet exemple permet d'apprécier la distance de dispersion à partir de cette lithologie de composition si particulière. Dans ce cas, la distance de dispersion de l'uranium est évaluée à environ 5km, ce qui est comparable à celle du zinc dans l'exemple d'Agricola.

4.2.2 Utilisation des valeurs brutes ou d'une méthode de rehaussement du signal anormal

Pour établir s'il est nécessaire d'utiliser une méthode de rehaussement du signal anormal, il est proposé d'étudier l'abondance des éléments recherchés dans des minéralisations typiques par rapport à leur abondance crustale (**Tableau 7**). Plus un élément est abondant dans une minéralisation par rapport à la teneur de fond, moins on aura besoin de rehausser son signal. Cependant, la concentration relative des éléments n'est pas le seul facteur à tenir compte. La mobilité de l'élément dans l'environnement est également un facteur important à considérer, ainsi que la possibilité de faire son extraction par la méthode aqua-régia, la plus utilisée pour les sédiments de lac. En compilant ces trois facteurs, on peut arriver à une évaluation qualitative de la nécessité de rehausser le signal d'un élément particulier (**Tableau 8**). Parmi tous les éléments considérés, il est probable que seuls l'arsenic et l'uranium ne nécessitent pas de rehaussement.

Tableau 7: Abondance de différents métaux dans des minéralisations typiques en comparaison avec leur abondance crustale.

Substance	Abondance crustale (ppm)	Concentration dans un gîte typique (ppm)	Facteur de concentration
Au	0.003	5	1667
As	2.1	2500	1190
Pb	10	10000	1000
Ag	0.08	50	625
U	1.8	1000	556
Ni	68	20000	294
Cu	68	20000	294
Zn	79	20000	253
Ti	5000	250000	50
La	33	1000	30
Fe	63000	500000	8
Al	82000	300000	4
Mg (alt.)	29000	100000	3
K (altér.)	15000	45000	3

Tableau 8: Évaluation qualitative de la nécessité de rehausser le signal géochimique de quelques éléments usuels.

Substance	Facteur de concentration	Mobilité chimique relative dans l'environnement secondaire	Extraction par aqua-regia	Besoin de rehausser le signal dans les lacs?
Au	1667	Faible	N/A	OUI
As (arsenopyrite)	1190	Élevée	COMPLETE	NON
Pb (galène)	1000	Faible	COMPLETE	OUI
Ag	625	Faible	COMPLETE	OUI
U (uraninite)	556	Élevée	COMPLETE	NON
Ni (pentlandite)	294	Moyenne-élevée	COMPLETE	OUI
Cu (Chalcopyrite)	294	Moyenne-élevée	COMPLETE	OUI
Zn (Sphalerite)	253	Élevée	COMPLETE	OUI
Ti (Ilmenite)	50	Faible	PARTIELLE	OUI
La (monazite)	30	Faible-moyenne?	PARTIELLE	OUI
Fe	8	Élevée	COMPLETE	OUI
Al (Silicates)	4	Faible	PARTIELLE	OUI
Mg (Silicates)	3	Faible	PARTIELLE	OUI
K (Silicates)	3	Faible	PARTIELLE	OUI

4.2.3 Nombre d'éléments formant une anomalie

Le choix des éléments qui serviront de traceurs pour la détection de minéralisations par la géochimie de sédiments de fond de lac dépend de plusieurs facteurs. Tout d'abord, le choix des éléments dépend bien entendu du type de minéralisation recherché, chaque type de minéralisation ayant une série d'éléments

typiquement associés. Étant donné un type de minéralisation particulier et son cortège d'éléments associés, une série de critères généraux permettant d'effectuer ce choix peut être énoncée. Il faut choisir les éléments qui sont :

- 1 Suffisamment abondants dans la minéralisation par rapport à leur abondance crustale pour former un signal clair;
- 2 Suffisamment mobiles dans l'environnement secondaire pour former un signal à une distance suffisante de la minéralisation;
- 3 Analysés avec une bonne précision dans le levé;
- 4 Détectables par la méthode analytique utilisée, selon la phase minérale dans laquelle ils se retrouvent dans le sédiment de lac (surtout pour les minéraux résistants à la dispersion clastique). Par exemple, le rutile est peu soluble dans le mélange d'acides aqua-régia (1% d'extraction pour une poudre; Snall et Liljefors, 2000); les méthodes d'analyse utilisant une telle extraction ne permettent pas de détecter des anomalies en titane causées par ce minéral).

Bien entendu, plusieurs éléments rencontrent les critères mentionnés. Il est fortement recommandé d'utiliser des méthodes de rehaussement de signal anomal qui sont multiéléments et de combiner les résultats pour former un seul signal multiélément représentatif d'un type de minéralisation précis.

4.2.4 Nombre d'échantillons formant une anomalie

De façon générale, trois facteurs influencent le nombre d'échantillons formant une anomalie dans les sédiments de lac ([Fig. 48](#)) :

- 1 Type de minéralisation recherchée;
- 2 Environnement secondaire;
- 3 Maille d'échantillonnage du levé.

4.2.4.1 Type de minéralisation recherchée

D'abord, le type de minéralisation détermine la taille et la teneur de la minéralisation. En effet, on sait que différents types de minéralisation ont des tailles typiques qui peuvent varier d'un ordre de grandeur selon le type de minéralisation ([Fig. 49](#)). Cette taille aura un effet potentiellement important sur l'ampleur de la dispersion. Les teneurs typiques de différents types de minéralisation sont également variables. A taille égale, une minéralisation plus concentrée pourrait avoir une dispersion plus large qu'une minéralisation moins concentrée, si on considère que la distance de dispersion se définit comme étant la distance à laquelle la teneur dans l'environnement est supérieure au signal régional ([Fig. 50](#)). Cependant, il est bien connu qu'il existe également une relation inverse entre la teneur et la taille des gisements. Il pourrait être plus intéressant de considérer plutôt le poids métal de la minéralisation.

La grande majorité des gisements de tous les types possèdent des zones « d'imprégnation » périphériques dans lesquelles les teneurs en métaux sont subéconomiques, mais toujours élevées par rapport au signal régional moyen. Ces zones d'imprégnation peuvent contribuer de façon très significative à la signature géochimique d'une minéralisation. Cependant, la taille et la teneur de ces zones sont généralement beaucoup moins bien connues que celles des zones minéralisées proprement dites. En conséquence, la variation de la taille des zones d'imprégnation et l'influence exercée sur la dispersion selon les types de minéralisation est beaucoup plus difficile à évaluer.

4.2.4.2 Environnement secondaire

La stabilité des phases primaires de la minéralisation est importante pour la dispersion. Ceci dépend bien sûr tout d'abord du type de minéralisation, mais également des conditions de l'environnement secondaire. Trois comportements sont possibles pour un minéral donné, avec des cas intermédiaires possibles :

1. Non-altérable ;
2. Altérable en un produit secondaire insoluble ;
3. Mis en solution et dispersé par l'eau.

Dans le cadre de la géochimie de lacs, le troisième cas est de loin le plus intéressant (Cameron, 1977). Il faut se rappeler que les parties centrales des lacs représentent un milieu de faible énergie. Or, les minéraux non-altérables ou secondaires porteurs de métaux d'intérêt sont communément des minéraux lourds (ex : ilménite, monazite, anglésite, or, etc.). Ces minéraux peuvent difficilement se rendre jusque dans ces milieux de faible énergie, étant souvent fractionnés dans les milieux de plus haute énergie, comme par exemple dans les ruisseaux. Ce problème n'est pas rencontré par les métaux en solution, qui peuvent facilement aller se transporter par l'eau et aller se précipiter sous les conditions physico-chimiques particulières qui existent régulièrement dans les parties centrales des lacs. En conséquence, les métaux se trouvant dans des phases instables dans l'environnement secondaire auront une dispersion beaucoup plus importante dans les levés de sédiments de lac.

Le type de dispersion peut également jouer un rôle important dans la taille de la dispersion. Il est possible d'imaginer trois possibilités de dispersion à partir de la minéralisation en terrain post-glaciaire :

1. Dispersion par les dépôts glaciaires puis par le drainage jusque dans les sédiments de lac ;
2. Dispersion directement à partir de la minéralisation ;
3. Les deux.

Une dispersion à partir des dépôts glaciaires formerait des anomalies qui sont plus étendues, mais d'intensité relativement plus faible que dans le cas d'une dispersion directement à partir de la minéralisation.

4.2.4.3 Maille d'échantillonnage du levé

Le troisième paramètre important qui détermine le nombre d'échantillons formant une anomalie est la maille d'échantillonnage. Dans les levés de sédiments de fond de lac du Québec, la densité d'échantillons est généralement de 1 par 13 km². Dans certains secteurs de la Fosse du Labrador, de la Baie-James et de la Côte-Nord, elle est toutefois nettement plus élevée, pouvant atteindre un échantillon par 3 km². Il est évident que la densité d'échantillonnage aura une influence importante sur le nombre d'échantillons sur lesquels on s'attendra de détecter une minéralisation donnée.

5 APPLICATIONS À DES TYPES DE MINÉRALISATION USUELLE

Les facteurs qui influencent le choix d'une méthode de rehaussement d'anomalies ont été présentés de façon théorique et qualitative dans les sections précédentes. Il est toutefois très difficile, dans l'état actuel des connaissances sur la dispersion des métaux dans l'environnement secondaire lacustre, de quantifier l'influence de chacun des facteurs sur la dispersion réelle des différents éléments. La section suivante présente des arguments conduisant au choix de méthodes particulières s'appliquant à quelques types de minéralisation usuelle. Il faut toutefois réaliser que les différents choix qui y seront faits sont basés sur des considérations qualitatives qui ne reposent que sur un nombre très limité d'études de cas et sur l'expérience personnelle de l'auteur. Ces choix auraient pu être faits différemment par un chercheur ayant une expérience autre. Le lecteur qui est intéressé à utiliser les méthodes présentées pour ses propres travaux est fortement invité à effectuer des réflexions similaires de façon parallèle.

5.1 Minéralisations à Ni-Cu d'origine magmatique

5.1.1 Caractéristiques essentielles

La taille typique d'un gisement de Ni-Cu magmatique important est de l'ordre de quelques dizaines de millions de tonnes, à des teneurs de 1-2% Cu et Ni (Cox et al., 1986). Le cuivre et le nickel sous forme de sulfures sont mobiles dans l'environnement secondaire et sont donc susceptibles de former des anomalies dans les sédiments lacustres. Ils sont également suffisamment abondants dans la minéralisation par rapport à leur abondance crustale. Les zones périphériques d'imprégnation à la minéralisation économique sont relativement réduites en superficie par rapport aux autres types de minéralisation, puisque la minéralisation est limitée à l'intrusion hôte (Davenport et al., 1997).

5.1.2 Choix des méthodes

Quoique les teneurs en cuivre et en nickel soient suffisamment élevées dans ces minéralisations pour former des anomalies, elles ne le sont probablement pas assez pour utiliser uniquement les valeurs brutes (**Tableau 8**). Avec ces deux éléments, des méthodes visant des anomalies multiéléments seront utilisées, ainsi que les méthodes ne considérant pas le nombre d'éléments. Les résultats individuels des éléments seront combinés pour former de véritables anomalies multiéléments.

Les caractéristiques de ces minéralisations suggèrent que les minéralisations à Ni-Cu magmatique auront une signature relativement restreinte dans l'environnement secondaire. En conséquence, il est considéré qu'un nombre restreint d'échantillons anomaux est suffisant pour former une anomalie intéressante. Deux cas différents seront considérés ici :

1. Levés à faible densité – 1 par 13 km² (presque tout le Québec et tout le Labrador)

Pour des levés à faible densité, il est probable qu'un seul échantillon anomal sera suffisant pour détecter une minéralisation de taille intéressante. Ceci n'exclut toutefois pas de trouver des anomalies formées de petits groupes d'échantillons si des systèmes plus importants sont présents. Les méthodes utilisées dans ce cas seront donc celles qui considèrent des anomalies monoéchantillons, ainsi que les méthodes ne considérant pas le nombre d'échantillons. Les méthodes suivantes sont retenues, par élimination (voir [Fig. 36](#) et suivantes) :

1. Contre-validation avec groupes d'éléments choisis;
2. Contre-validation à une variable;
3. Régression spatiale avec groupes d'éléments choisis.

2. Levés à forte densité – 1 par 3 km² (une partie du secteur de la Baie-James, de la Fosse du Labrador et du Wakeham)

Dans des levés à forte densité, une minéralisation importante devrait être visible sur plusieurs échantillons. Dans ce cas, les méthodes conservées seront celles qui considèrent des anomalies à plusieurs échantillons, ainsi que celles qui ne considèrent pas le nombre d'échantillons :

1. Statistique U;
2. Krigeage factoriel;
3. Régression spatiale avec groupes d'éléments choisis.

5.1.3 Exemple d'application : le cas du gisement de Voisey's Bay

Le gisement de Ni-Cu-Co de Voisey's Bay, au Labrador, est couvert par un levé de sédiments de lac de faible densité (1 par 13 km²) (Fig. 51). Il s'agit du plus important gisement économique de sulfure massif se trouvant à l'intérieur des limites des levés de sédiments de lac du Québec et du Labrador. De plus, l'échantillonnage des lacs est antérieur à sa découverte. L'étude de sa signature géochimique à la lumière des méthodes développées est donc particulièrement intéressante pour en évaluer l'efficacité.

5.1.3.1 Valeurs brutes

La signature géochimique du gisement dans les sédiments de lac a été étudiée par Davenport et al. (1997). Par rapport à l'ensemble des valeurs du Labrador, les teneurs brutes en nickel dans les lacs adjacents au gisement sont relativement modestes. On trouve 5 valeurs « élevées », variant de 29-40 ppm (Fig. 52). Toutefois, un seul échantillon dépasse le 90^e centile de l'ensemble des données du Labrador. Les teneurs en cuivre sont encore plus modestes et aucun échantillon ne dépasse le 90^e centile pour ces éléments (Fig. 53). Les anomalies en nickel peuvent être rehaussées en divisant les valeurs brutes par la médiane régionale (obtenant ainsi des teneurs entre le 95 et 99^e centile), mais on ne trouve toujours pas d'anomalies en cuivre ou cobalt en utilisant cette même méthode (Davenport et al. 1997).

La signature de ce gisement de sulfures pourtant très important est ainsi difficile à reconnaître en utilisant les valeurs brutes. La méthode de la régression spatiale en utilisant des groupes d'éléments choisis a donc été appliquée à l'ensemble des données du Labrador pour tenter de voir si la signature du gisement pouvait être rehaussée.

5.1.3.2 Régression spatiale pour groupes d'éléments choisis

Les teneurs résiduelles en nickel par régression spatiale montrent quatre anomalies qui sont supérieures au 95^e centile de tout le Labrador, y compris une anomalie qui dépasse le 99^e centile (Fig. 54). Quatre anomalies en cuivre se trouvant entre le 90^e et le 95^e centile sont également détectées (Fig. 55). Ceci montre que, même en prenant les éléments individuellement, la méthode de la régression spatiale permet de rehausser de façon significative les anomalies associées à la minéralisation.

On peut augmenter de façon importante la discrimination en combinant les résultats individuels pour le cuivre et le nickel. Si on utilise le critère suivant : **Cu_Residuel > 85% ET Ni_Residuel > 95%** (Fig. 56), et que l'on recalcule les centiles pour tout le Labrador en utilisant ce critère, on se retrouve avec 4 anomalies dépassant le 99^e centile, dont un échantillon qui dépasse 99.8%. La combinaison des résultats individuels par une conjonction permet donc de rehausser de façon impressionnante le signal associé à la minéralisation. L'utilisation de la même recette permet de cibler d'autres secteurs intéressants pour ce type de minéralisation dans le reste du Labrador (Fig. 57).

En rétrospective, on constate que la signature associée au gisement de Voisey's Bay semble s'étendre sur plusieurs échantillons. Il est bien entendu difficile de prouver que les anomalies situées dans les

échantillons plus à l'est sont vraiment dues au gisement. En effet, des massifs de troctolites et de gabbros contenant des sulfures disséminés sont connus dans ces secteurs plus à l'est et pourraient bien causer ces anomalies. Ces échantillons se trouvent cependant dans la direction dominante de la dispersion glaciaire dans le secteur. Il serait donc possible d'expliquer les anomalies par la remobilisation d'un till ayant érodé le gisement. Quoi qu'il en soit, ces échantillons sont indicateurs de l'environnement métallogénique favorable dans lequel se trouve le gisement.

5.2 Minéralisations à Cu-U-REE-Au de type oxydes de fer (IOCG)

5.2.1 Caractéristiques essentielles

La taille typique d'un gisement d'oxydes de fer est beaucoup plus importante que dans le cas des gisements de Ni-Cu magmatique. Leur dimension est de l'ordre de quelques centaines de millions de tonnes, à des teneurs en cuivre d'environ 1%. L'uranium et les terres rares sont communément présents en quantité importante également, mais l'un ou l'autre peut être absent dans certains cas. Les teneurs en uranium sont de l'ordre de quelques centaines de ppm.

Le cuivre et l'uranium sont mobiles dans l'environnement secondaire. Le cas des terres rares est moins évident, car la monazite, un minéral riche en terres rares dans ces gisements, est relativement résistante et peu soluble. Les teneurs en cuivre et en terres rares doivent probablement être rehaussées par une des méthodes proposées, alors que pour l'uranium, les teneurs élevées font en sorte qu'on pourrait probablement utiliser les valeurs brutes (voir **Tableau 8**).

Les zones d'imprégnation associées à ces gisements sont également susceptibles d'être très importantes. En effet, ces gisements sont associés à des systèmes hydrothermaux de grande envergure (Faure, 2003).

5.2.2 Choix des méthodes

Les teneurs en cuivre et terres rares (ici on utilisera le lanthane) devront être rehaussées. Dans le cas de l'uranium, on pourrait probablement utiliser les valeurs brutes, mais le processus de rehaussement sera quand même utilisé à titre de comparaison.

Puisqu'il s'agit d'un type de minéralisation polymétallique, les méthodes retenues sont celles qui ciblent des minéralisations à plusieurs éléments, ainsi que celles ne considérant pas le nombre d'éléments. Il sera également possible d'utiliser les résultats individuels de ces méthodes en les combinant pour obtenir une meilleure discrimination.

Dans l'ensemble, il est fort probable que ces gisements auront une signature beaucoup plus importante dans l'environnement secondaire que les gisements de Ni-Cu magmatique. En conséquence, peu importe la densité d'échantillonnage, les méthodes multiéchantillons et celles ne considérant pas le nombre d'échantillons seront retenues. Les méthodes suivantes devraient donc être utilisées pour ces minéralisations :

1. Statistique U;
2. Krigeage factoriel;
3. Régression spatiale avec groupes d'éléments choisis.

5.2.3 Exemple d'application : le cas du gîte Kwyjibo

Le secteur de Kwyjibo, sur la Côte-Nord, contient la plus importante concentration de minéralisations de ce type reconnue au Québec. Il s'agit de minéralisations à Cu-U-REE-F dans des roches riches en magnétite (Gauthier et al., 2004) réparties en plusieurs indices. Il est également très intéressant de voir

quelle est la signature de ces minéralisations dans l'environnement secondaire. Tous les centiles rapportés dans cet exemple ont été calculés sur le levé 1988050 uniquement.

5.2.3.1 Valeurs brutes

Plusieurs échantillons montrent plusieurs valeurs brutes en uranium dépassant le 95^e centile de ce levé autour des minéralisations connues (Fig. 58). Toutefois, un seul échantillon dépasse le 99^e centile. Les teneurs en cuivre dans la région sont spectaculaires et il est possible de définir une large zone de 50 km par 70 km dans laquelle de nombreuses teneurs supérieures au 95^e centile sont localisées, et où se trouvent les minéralisations connues (Fig. 59). Les anomalies en lanthane mises en évidence par les valeurs brutes semblent essentiellement d'origine lithologique, étant centrées sur des roches granitiques au nord-ouest (Fig. 60).

Les échantillons anomaux en cuivre, détectés par les valeurs brutes, définissent un secteur anomal qui est énorme et qui devient difficile à investiguer, masquant la signature éventuelle des minéralisations. Dans le cas du lanthane, le signal éventuel est également masqué par un signal lithologique très fort au nord-ouest des minéralisations. Seul le cas de l'uranium donne un signal plus facilement interprétable menant à la minéralisation. Les sections suivantes présentent les résultats obtenus en fonction de deux méthodes de rehaussement : la régression spatiale sur un groupe d'éléments et la statistique U.

5.2.3.2 Régression spatiale pour groupes d'éléments choisis

Les teneurs résiduelles de la régression spatiale pour l'uranium mettent en évidence des échantillons à plus de 99% qui n'apparaissent pas sur les valeurs brutes (Fig. 61). En effet, trois échantillons situés dans le secteur où se trouvent les minéralisations sont maintenant supérieurs au 99^e centile en uranium. Le cas du cuivre est d'autant plus spectaculaire, car la technique de la régression spatiale focalise très nettement l'attention sur cinq échantillons supérieurs au 99^e centile (Fig. 62). Les valeurs résiduelles en lanthane sont aussi mieux focalisées avec plusieurs anomalies dans la partie ouest du secteur mises en évidence (Fig. 63). La méthode de régression spatiale permet donc encore une fois de cibler plus précisément les anomalies que seules les valeurs brutes.

En combinant les résultats des éléments individuels, la discrimination est encore plus efficace. Dans ce cas, la combinaison **Cu_Residuel > 95% ET (U_Residuel > 95% OU La_Residuel > 95%)** est choisie comme critère. Les résultats montrent clairement les minéralisations connues (Fig. 64). La même recette a été utilisée à partir des valeurs brutes pour comparaison et est visiblement moins efficace (Fig. 65).

5.2.3.3 Statistique U

La méthode de la statistique U a été appliquée en utilisant un voisinage de 10km. Rappelons que cette méthode rehausse les groupements serrés de teneurs élevées par rapport aux teneurs élevées isolées. Si on calcule les centiles des résultats de la méthode sur le cuivre dans le levé 1988050, on obtient une concentration très serrée de centiles élevés autour des minéralisations connues (Fig. 66), ce qui indique que la méthode rehausse significativement les anomalies par rapport aux valeurs brutes.

5.3 Minéralisations à Au-As orogéniques

5.3.1 Caractéristiques essentielles

Les minéralisations de ce type sont de taille normalement restreinte. Typiquement un gisement important est de l'ordre de quelques dizaines de millions de tonnes de minerai. Les gisements orogéniques se regroupent communément en grappes linéaires le long de grandes structures. L'utilisation de l'or comme traceur est grandement compliquée par la mobilité relativement faible de cet élément dans

l'environnement secondaire et par les méthodes analytiques utilisées dans les levés régionaux qui montrent une grande majorité de teneurs sous la limite de détection. L'arsenic, qui est plus mobile et mieux analysé, offre un potentiel plus grand. Toutefois, il faut noter que plusieurs gisements d'or ne contiennent que de faibles teneurs en arsenic.

5.3.2 Choix des méthodes

La petite taille des gisements orogéniques permet de penser que l'utilisation de méthodes ciblant des anomalies isolées peut être pertinente dans ce cas. La contre-validation géostatistique à une variable sera examinée à cette fin. D'autre part, l'association de ces gîtes en grappes rend possible l'examen des résultats des méthodes à plusieurs échantillons, comme la statistique U, dont les résultats seront examinés dans la sous-section suivante.

5.3.3 Exemple d'application : le cas du gîte Roberto

Le cas du gîte Roberto (propriété Éléonore), récemment découvert par Mines d'Or Virginia dans le secteur du réservoir Opinica à la Baie-James, est particulièrement intéressant pour ce type de minéralisation puisqu'il est de loin le gîte le plus important de ce type dans la portion du Québec couverte par les levés de sédiments de fond de lac.

Les échantillons de sédiments de lac pour le secteur de la Baie-James ont été analysés par deux méthodes différentes. Une première analyse a été effectuée par absorption atomique au cours des années 70 lors de la collecte des échantillons. Une réanalyse partielle des échantillons initiaux par activation neutronique date de la fin des années 80. Certains échantillons qui n'avaient pas été analysés pour l'arsenic durant la première phase d'analyse l'ont été par la suite. Il est toutefois préférable d'effectuer toutes les interprétations et les traitements sur chacune des banques de façon indépendante.

5.3.3.1 Valeurs brutes

Un échantillon anomal très significatif et visible sur les valeurs brutes se trouve à proximité du gîte Roberto (propriété Éléonore). Cette anomalie est présente à la fois sur les analyses par absorption atomique et sur les analyses par activation neutronique. Par rapport à l'ensemble des levés de la Baie-James, les teneurs sont dans les deux cas entre 99 et 99.8 centiles par rapport à toute la Baie-James ([Fig. 67](#) et [Fig. 68](#)). Dans ce contexte, les valeurs brutes sont amplement suffisantes pour cibler cette minéralisation. Il est toutefois intéressant de regarder les résultats des traitements pour voir si cette anomalie se conserve ou s'améliore et si d'autres anomalies moins évidentes avec les valeurs brutes apparaissent dans le même secteur à la suite des traitements effectués.

5.3.3.2 Contre-validation géostatistique monovariante

Cette méthode est particulièrement intéressante pour détecter les anomalies isolées. L'examen des anomalies par cette méthode montre que l'échantillon anomal passe au-dessus de 99.8 centiles par rapport à toute la Baie-James, ce qui souligne de façon encore plus drastique cette anomalie isolée ([Fig. 69](#)). Il est particulièrement intéressant de constater plusieurs anomalies à l'ouest et à l'est du gîte dans le bassin métasédimentaire à proximité du contact avec les ceintures de roches vertes, dans un contexte possiblement semblable à celui du gîte Roberto (cercles rouges sur [Fig. 70](#)).

5.3.3.3 Statistique U

Les résultats pour la statistique U montrent en fait une diminution de la valeur de l'échantillon près du gîte Roberto ([Fig. 71](#)). Cette situation n'est pas surprenante puisque l'anomalie associée au gîte est plutôt

isolée. On constate donc que dans le cas de cette minéralisation, la méthode ciblant les anomalies isolées est préférable. À noter qu'un groupe plus important d'anomalies situé à 20 km au sud-est pourrait être examiné.

5.4 Combinaisons d'éléments suggérées pour différents types de minéralisation

Les études de cas présentées soulignent l'importance de combiner les résultats individuels de plusieurs éléments dans le cas des minéralisations polymétalliques. À partir des exemples présentés, quelques indices permettant de cibler des minéralisations polymétalliques usuelles peuvent être proposés (**Tableau 9**). Ces indices peuvent être calculés par centiles et appliqués à toutes les méthodes présentées (sauf statistique U), sur l'ensemble du territoire (voir section 3.4 pour la justification). Dans le cas de la statistique U, des centiles ont été calculés séparément pour les levés de la SDBJ (levés 1957001-XX), de la Fosse du Labrador (1983059 et 1984059) et du Wakeham (1983058). Le choix des méthodes pour chaque type de minéralisation est basé sur les discussions des sections précédentes.

Tableau 9: Types de minéralisation polymétallique usuelle et indices permettant de les cibler.

Type de minéralisation	Indice	Choix de méthodes
Cu-U-REE IOCG	Cu > 95 ^e centile ET (U > 95 ^e centile OU La > 95 ^e centile)	Statistique U et régression Spatiale
Ni-Cu magmatique	Ni > 95 ^e centile ET Cu > 95 ^e centile	Régression spatiale et contre-validation géostatistique multivariable
Zn-Cu VMS	Zn > 95 ^e centile ET Cu > 95 ^e centile	Régression spatiale et contre-validation géostatistique multivariable
Au-As orogénique	As > 99 ^e centile	Contre-validation géostatistique monovariable

Des valeurs minimales sur les valeurs brutes ont été fixées sur les échantillons présents dans les cartes d'anomalies, calculées pour chacun de ces types de minéralisation et pour chaque choix de méthode, afin d'éviter les problèmes de résiduelles élevées pour des valeurs brutes très faibles. Ces limites ont été fixées à 20 ppm pour Cu, Ni, Zn et La et de 3 ppm pour U.

6 CONCLUSIONS

Les méthodes développées dans le cadre de ce projet permettent maintenant de considérer les anomalies géochimiques d'une manière radicalement différente. Ces travaux ont démontré l'importance de traiter les anomalies géochimiques selon leurs caractéristiques spatiales (association dans l'espace de un ou plusieurs échantillons anomaux) et les statistiques multivariées (associations de plusieurs éléments dans une anomalie). Il est d'une importance fondamentale pour le géologue d'exploration de s'interroger sur la nature même des anomalies qu'il devrait retrouver en fonction du type de minéralisation recherché et du contexte géochimique régional. Le choix de la méthode de traitement repose de façon importante sur les réponses à ces questions.

Il existe malheureusement trop peu d'études de cas de géochimie de sédiments de lac pour permettre de prédire avec certitude les paramètres spatiaux et statistiques des anomalies associées à des types de minéralisation précis dans des contextes géochimiques variés. La détermination de la nature des anomalies attendue reste donc un travail subjectif mais essentiel à la prospection géochimique. Les travaux futurs devraient consister à réaliser des études de cas supplémentaires à partir de bases de données existantes ou à répertorier de façon plus exhaustive des études de cas déjà réalisées pour documenter ces paramètres.

RÉFÉRENCES

- Beaumier, M., 2004. Note du cours intensif « Domaines géochimiques : réajustez les seuils anormaux! », Québec Exploration 2004.
- Cameron, E. M. 1994. Lake sediment sampling in mineral exploration. *Dans: Drainage Geochemistry. Édité par M. Hale et J.A. Plant, Handbook of Exploration Geochemistry, Vol. 6.*
- Cameron, E.M., 1977. Geochemical dispersion in lake waters and sediments from massive sulphide mineralization, Agricola lake area, Northwest Territories. *Journal of Geochemical Exploration, 7: 301-326.*
- Cheng, Q., 1999. Spatial and scaling modelling for geochemical anomaly separation. *Journal of Geochemical Exploration, 65: 175-194.*
- Cheng, Q., Agterberg, F.P. et Bonham-Carter, G.F., 1996. A spatial analysis method for geochemical anomaly separation. *Journal of Geochemical Exploration, 56: 183-195.*
- Cox, D.P. et Singer, D.A., *éditeurs*, 1986. Mineral deposit models. U.S. Geological Survey Bulletin, 379 p.
- Davenport, P.H., Friske, P.W.B. et Beaumier, M., 1997. The Application of Lake Sediment Geochemistry to Mineral Exploration: Recent Advances and Examples From Canada. *Proceedings of Exploration 97: Fourth Decennial International Conference on Mineral Exploration: p. 261-270.*
- Faure, S., 2003. Les gisements protérozoïques d'oxydes de fer polymétalliques: cibles d'exploration au Québec. *Rapport CONSOREM, Projet 2000-4, 68 p.*
- Filzmoser, P., Garrett, R.G., Reinmann, C. 2005. Multivariate outlier detection in exploration geochemistry. *Computers and Geosciences 31: 579-587.*
- Fotheringham, A.S., Brundson, C. et Charlton, M., 2002. Geographically Weighted Regression: the analysis of spatially varying relationships. Édité par John Wiley & sons, Ltd. 282 p.
- Gauthier, M., Chartrand, F., Cayer, A., David, J., 2004. The Kwyjibo Cu-REE-U-Au-Mo-F Property, Quebec: A Mesoproterozoic Polymetallic Iron Oxide Deposit in the Northeastern Grenville Province. *Economic Geology, 99: 1177-1196.*
- Jimenez-Espinosa, R. et Chica-Olmo, M. 1999. Application of geostatistics to identify gold-rich areas in the Finisterre-Fervenza region, NW Spain. *Applied Geochemistry 14: 133-145.*
- Jimenez-Espinosa, R., Sousa, A.J., Chica-Olmo, M. 1993. Identification of geochemical anomalies using principal component analysis and factorial kriging analysis. *Journal of Geochemical Exploration 46: 245-256.*
- Pan, G., Harris, D.P. 2000. Information synthesis for mineral exploration. Oxford University Press. New York.
- Snäll, S., Liljefors, T. 2000. Leachability of major elements from minerals in strong acids. *Journal of Geochemical Exploration 71: 1-12.*
- Trépanier, S. 2001. GM-60772. Dossier d'exploration minérale du MRNFP, Québec.
- Trépanier, S. 2007. Identification de domaines géochimiques à partir des levés régionaux de sédiments de fond de lacs. *Rapport du projet CONSOREM 2004-09, 88 p.*

Yarus, J. M. et Chambers, R.L. 2003. Introduction to reservoir and aquifer modelling with geostatistics. Ottawa 2003 Workshop Power Point Presentation.

Wackernagel, H. 2003. Multivariate geostatistics. Springer, Heidelberg.

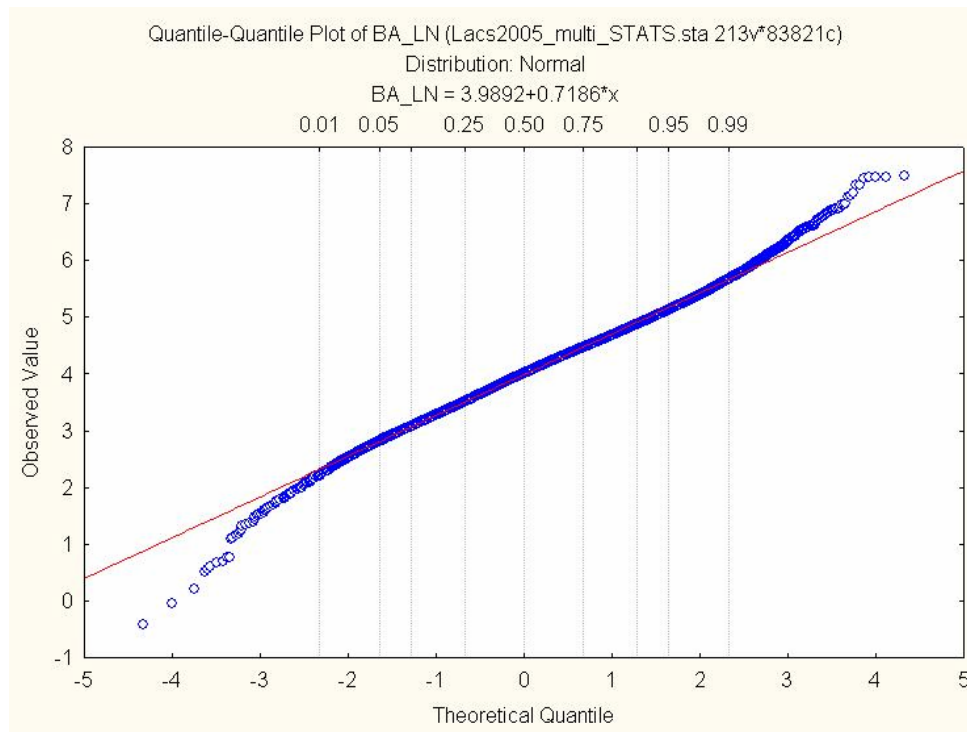


Figure 1: Graphique quantile-quantile pour log(barium) sur l'ensemble du Québec. [Retour au texte](#)

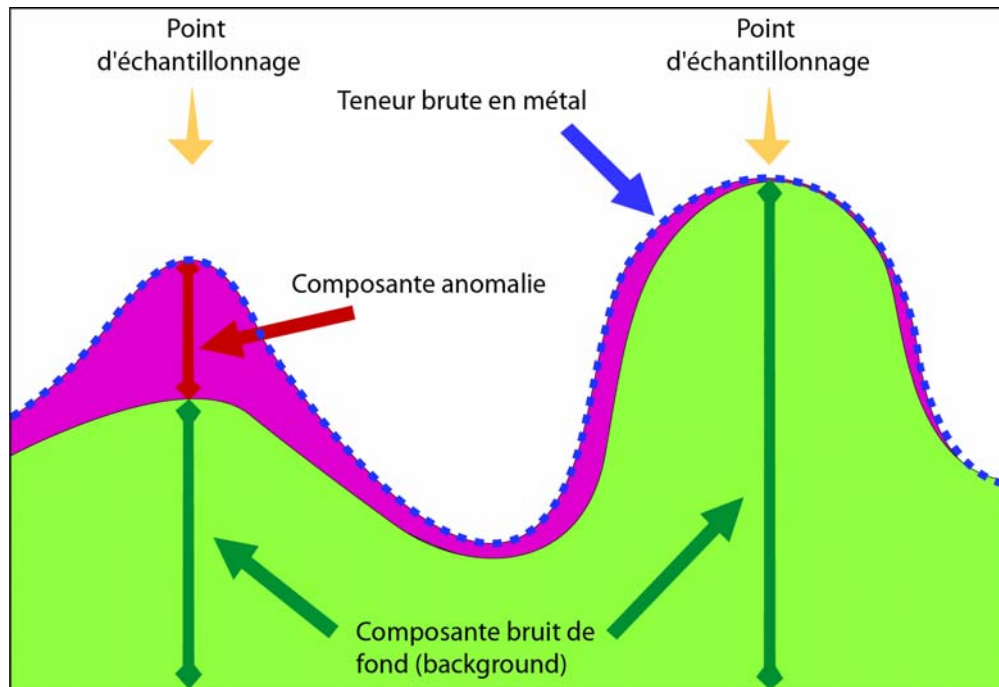


Figure 2: Addition d'un signal anomal variable sur une composante d'origine lithologique/ environnementale variable. Modifié de <http://www.geochem.zip.com.au/Anomalies.htm>. [Retour au texte](#)

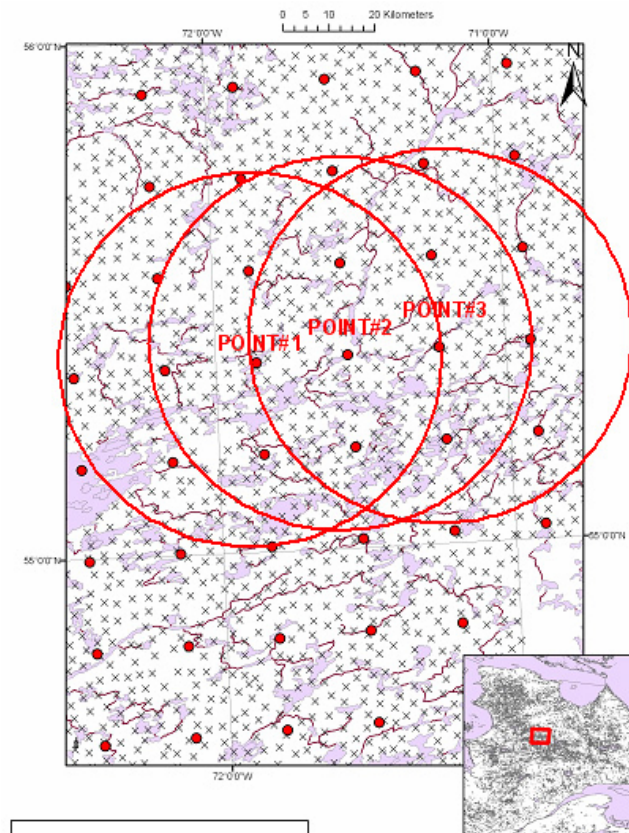


Figure 3: Méthode de la régression spatiale : rayon de recherche et points de régression. [Retour au texte](#)

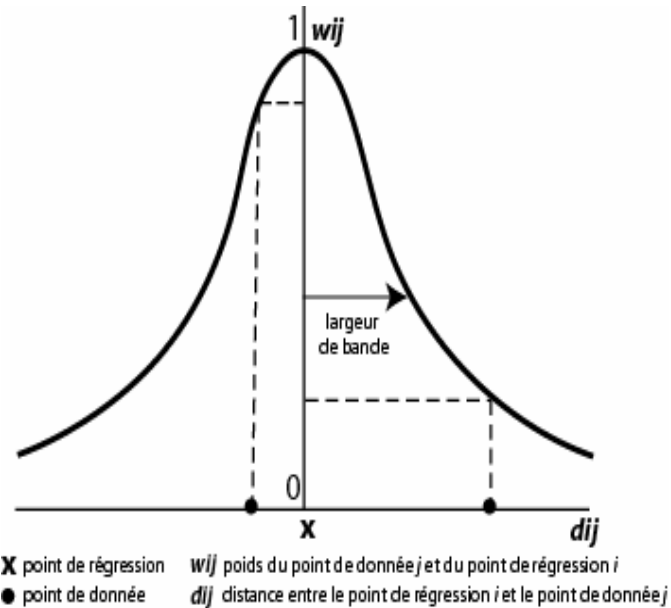


Figure 4: Méthode de la régression spatiale : pondération des échantillons selon la distance au point de régression (Modifié de Fotheringham et al., 2002). [Retour au texte](#)

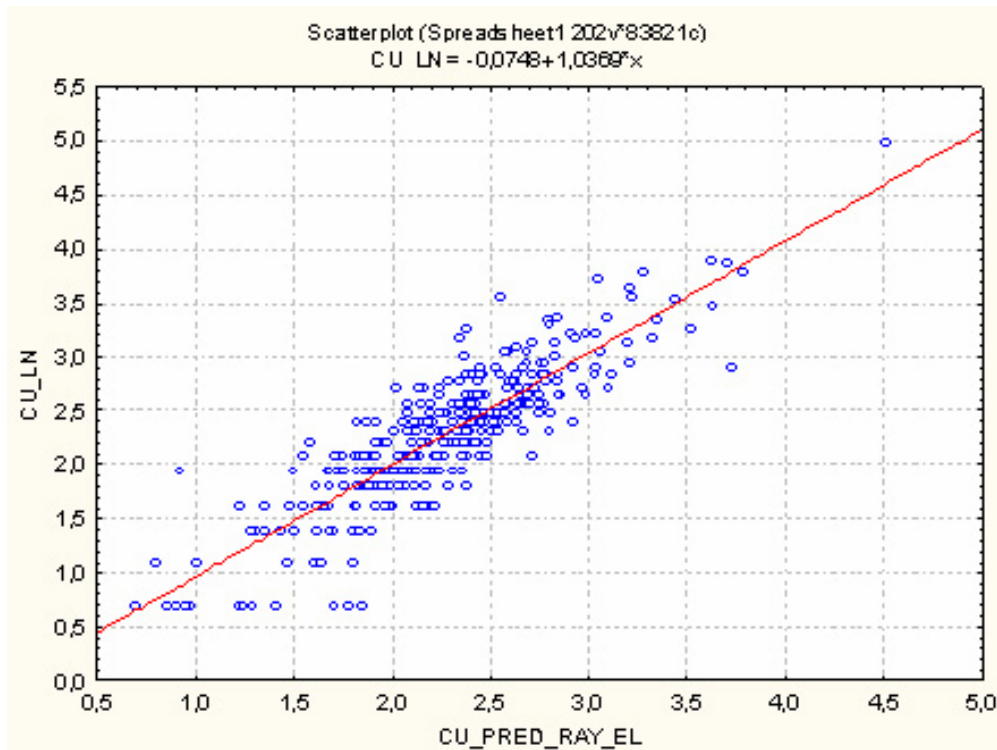


Figure 5: Régression spatiale : exemple de relation linéaire entre la valeur prédite (x) et observée (y) pour un point de régression quelconque, indiquant un modèle de régression approprié. [Retour au texte](#)

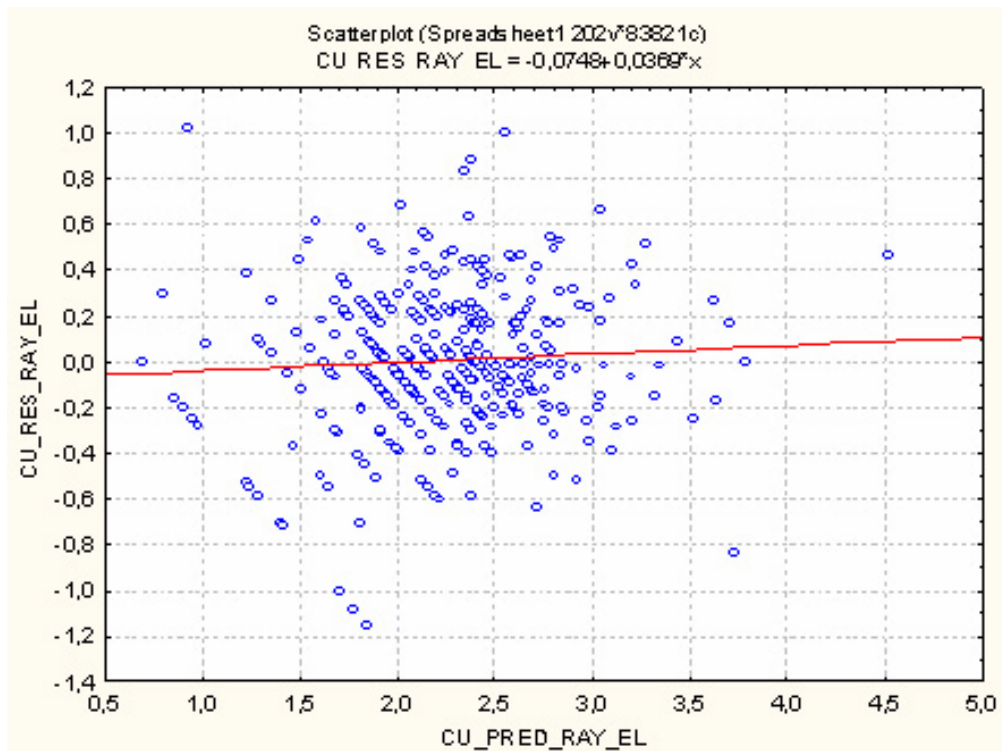


Figure 6: Exemple d'absence de relation entre la valeur prédite (x) et la valeur résiduelle (y) pour un point de régression quelconque. [Retour au texte](#)

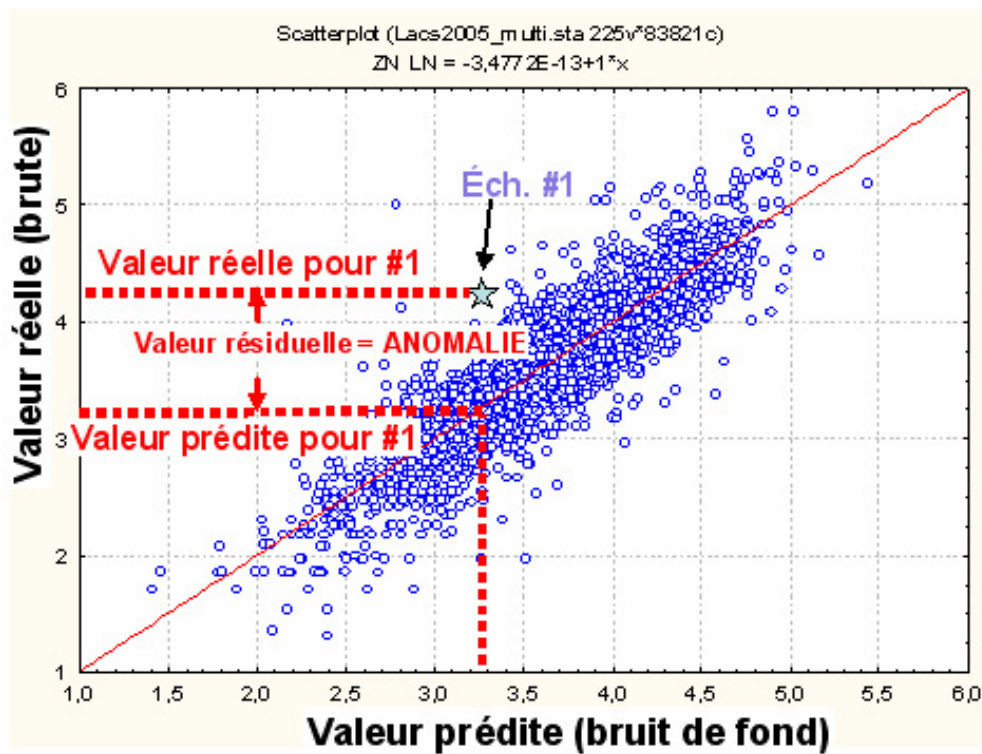


Figure 7: Différentes composantes statistiques de l'évaluation des anomalies par la méthode de la régression spatiale. [Retour au texte](#)

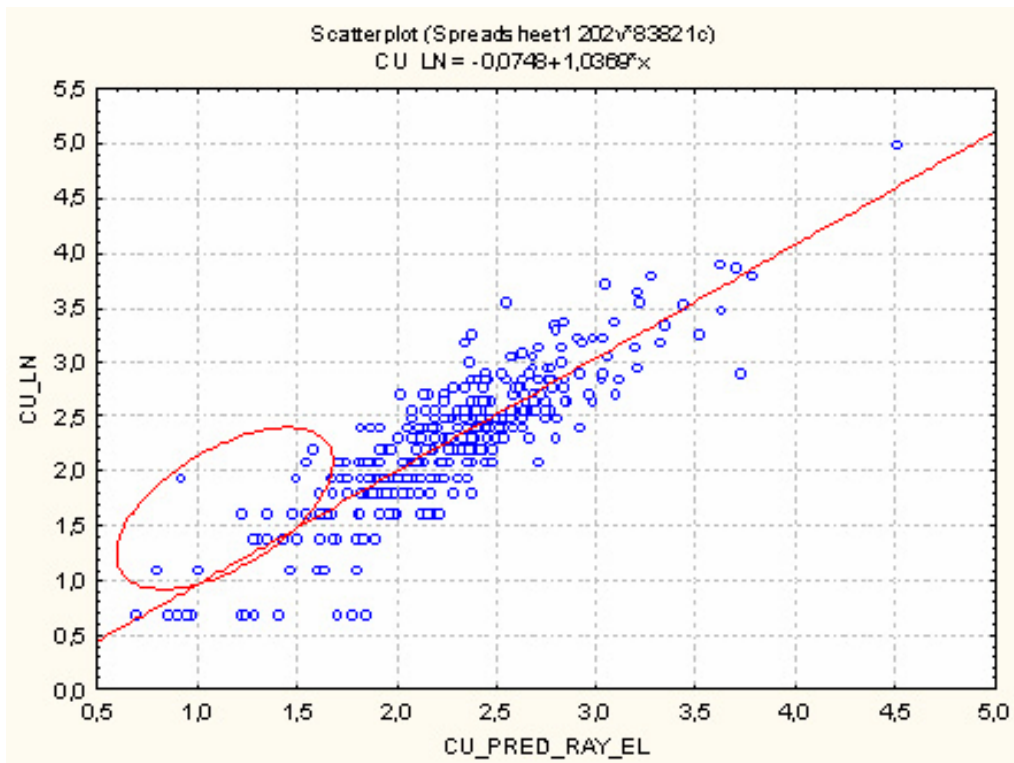


Figure 8: Valeurs résiduelles élevées pour des valeurs brutes très basses. [Retour au texte](#)

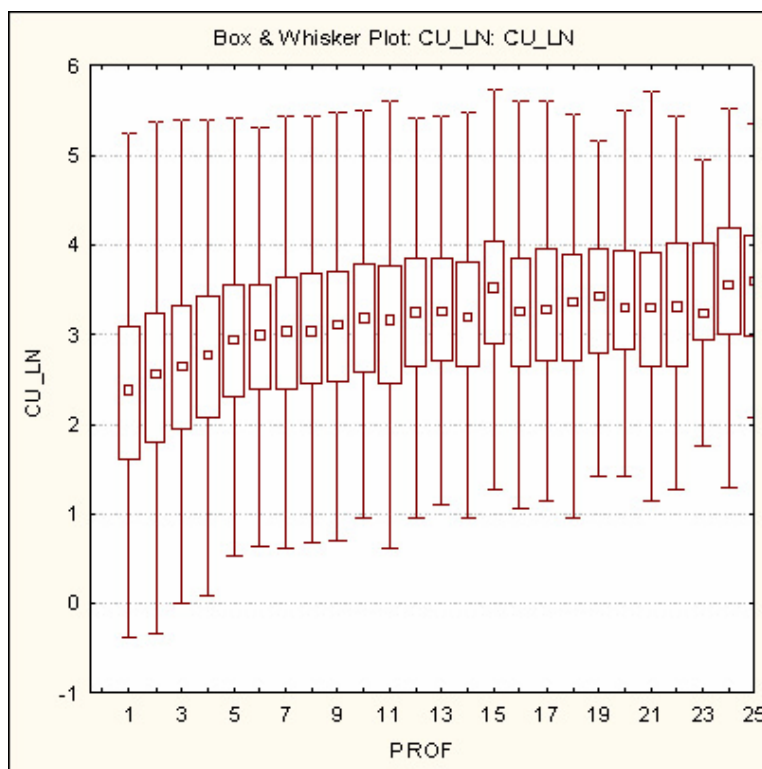


Figure 9: Relation entre les valeurs brutes en cuivre et la profondeur des lacs pour l'ensemble des levés du Québec. [Retour au texte](#)

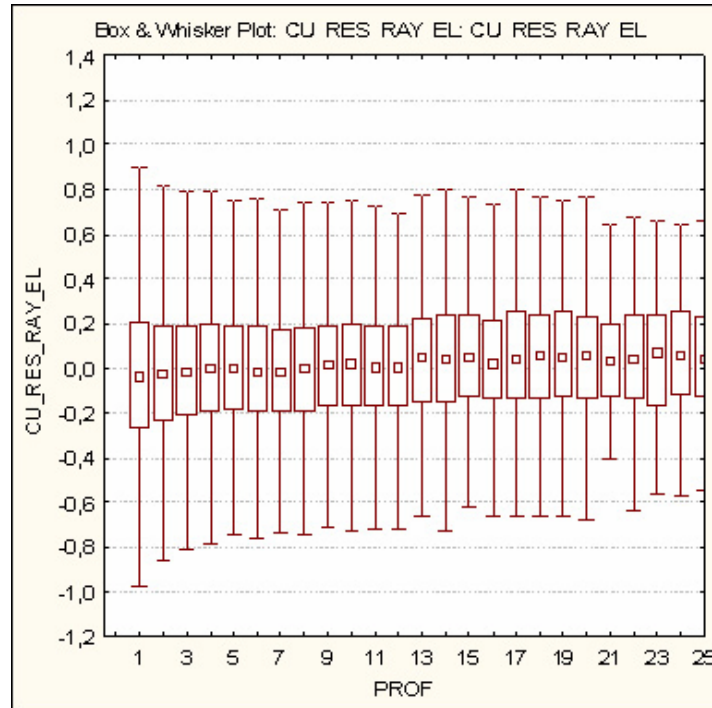


Figure 10: Relation entre les valeurs résiduelles de la régression spatiale et la profondeur des lacs pour l'ensemble des levés du Québec. [Retour au texte](#)

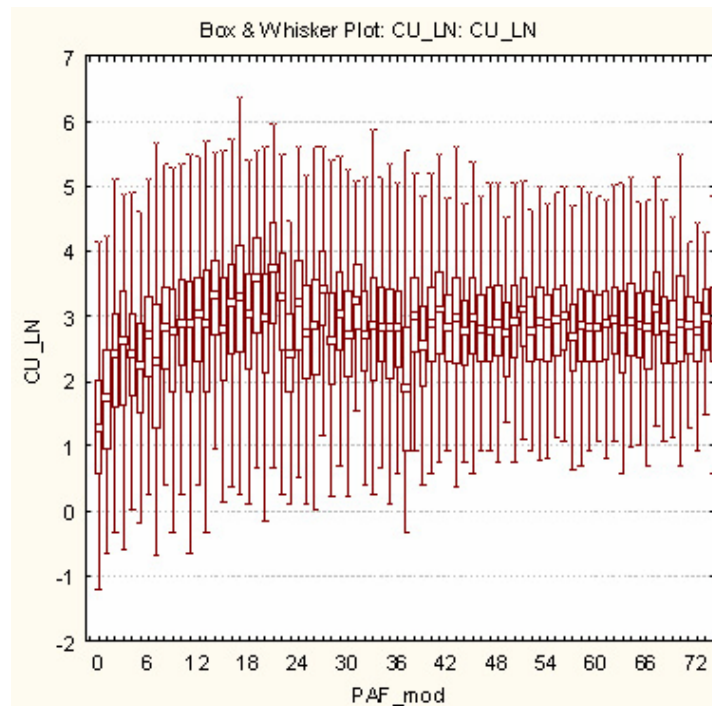


Figure 11: Relation entre les valeurs brutes en cuivre et la perte au feu pour l'ensemble des levés du Québec. [Retour au texte](#)

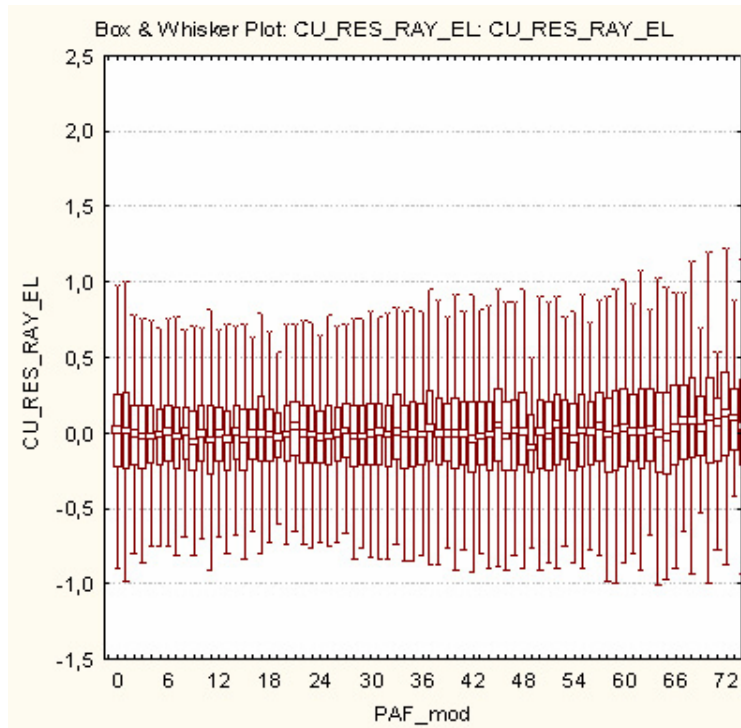


Figure 12: Relation entre les valeurs résiduelles de la régression spatiale et la perte au feu pour l'ensemble des levés du Québec. [Retour au texte](#)

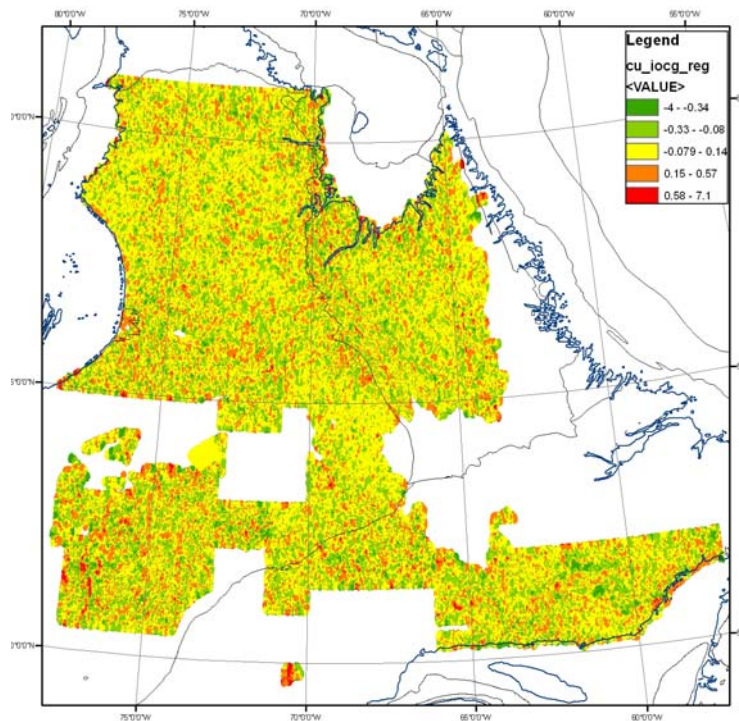


Figure 13: Valeurs résiduelles en cuivre par régression spatiale pour des minéralisations en Cu-U-REE. [Retour au texte](#)

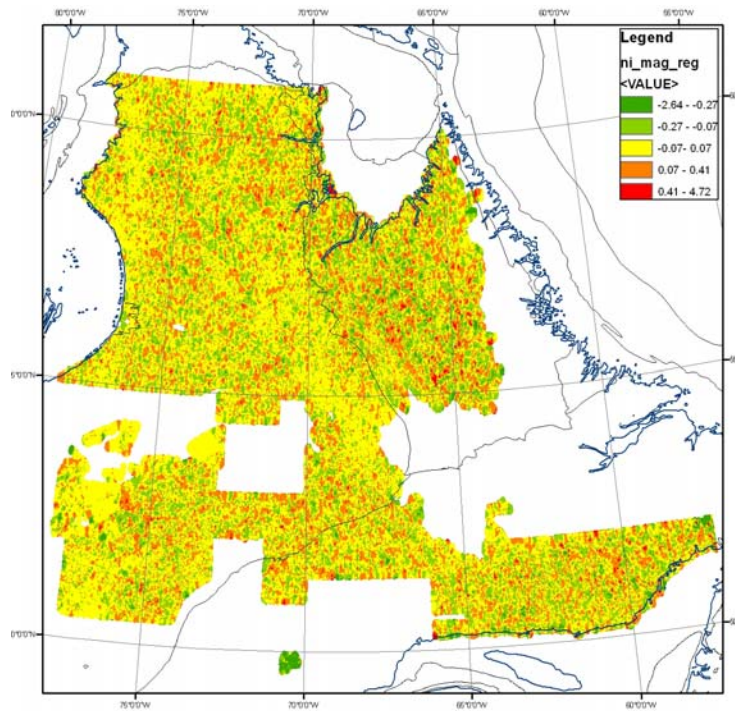


Figure 14: Valeurs résiduelles en nickel par régression spatiale pour minéralisation du Cu-Ni. [Retour au texte](#)

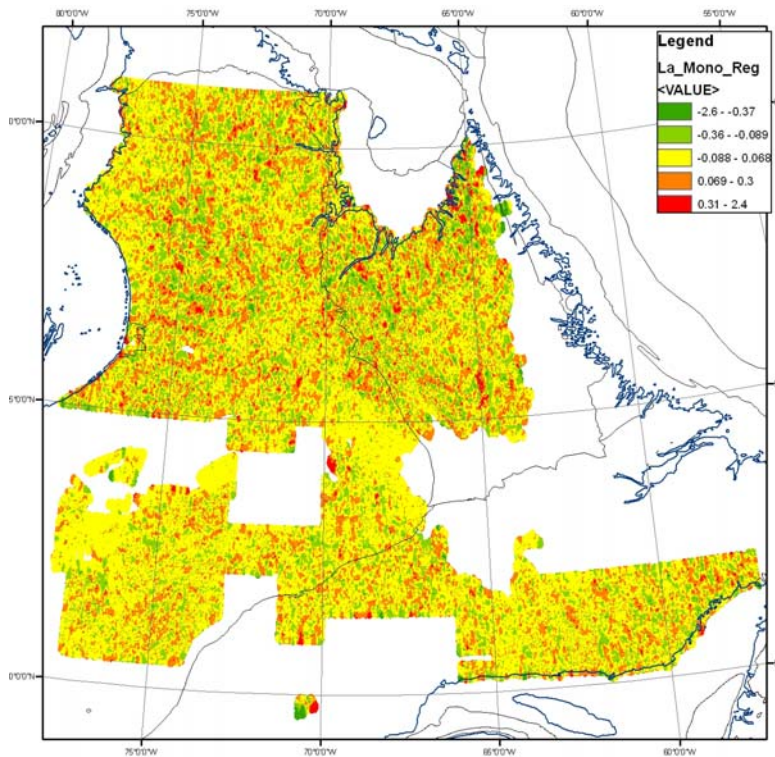


Figure 15: Valeurs résiduelles en lanthane par régression spatiale. [Retour au texte](#)

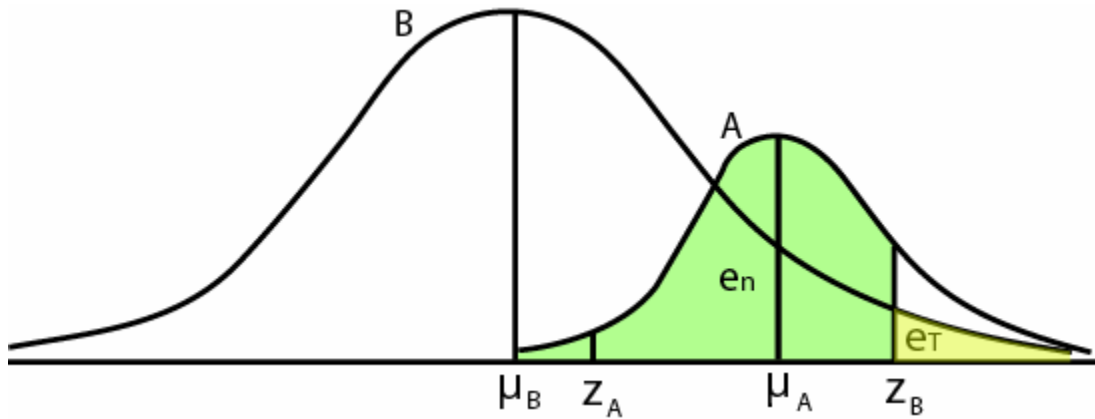


Figure 16: Superposition des valeurs d'une population d'échantillons anomaux (A) avec une moyenne de μ_A et une limite de confiance inférieure z_A , et d'une population régionale de fond (B) avec moyenne μ_B et un intervalle de confiance supérieur de z_B . Modifié de Cheng, 1999. [Retour au texte](#)

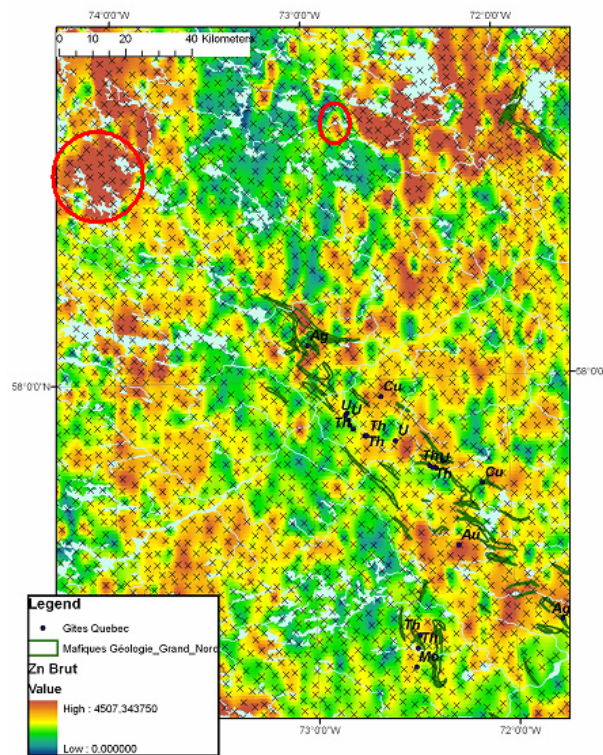


Figure 17: Valeurs brutes en zinc pour la zone de l'exemple pour la statistique U. [Retour au texte](#)

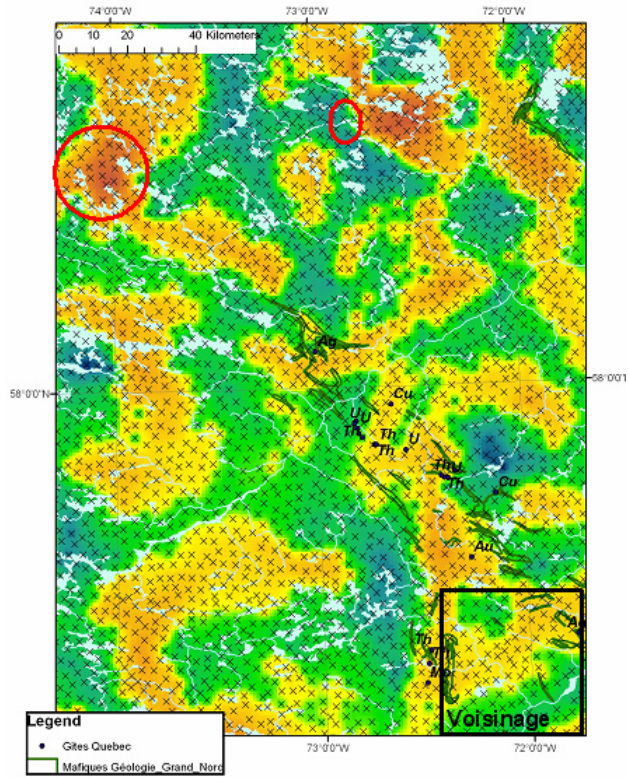


Figure 18: Statistique U pour le zinc avec voisinage de 40 km. [Retour au texte](#)

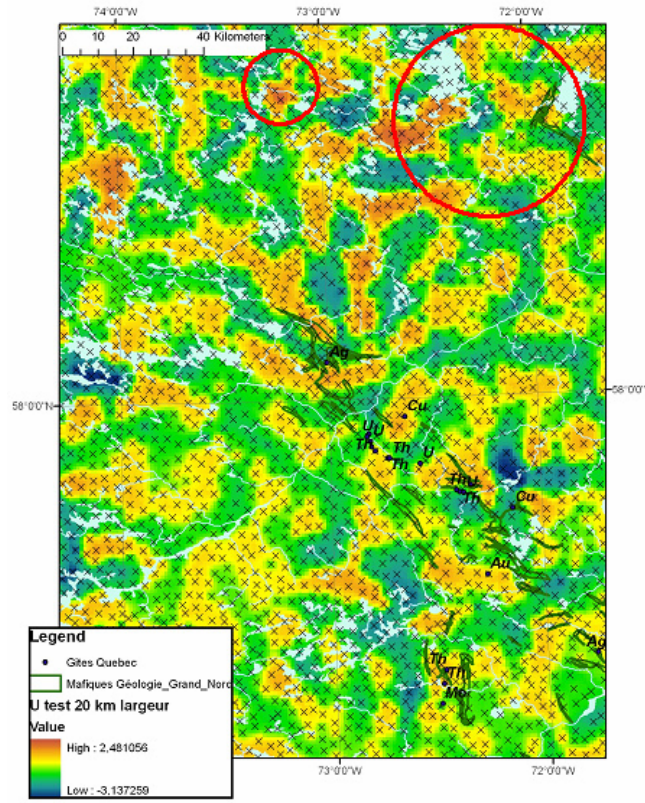


Figure 19: Statistique U pour le zinc avec un voisinage de 20km. [Retour au texte](#)

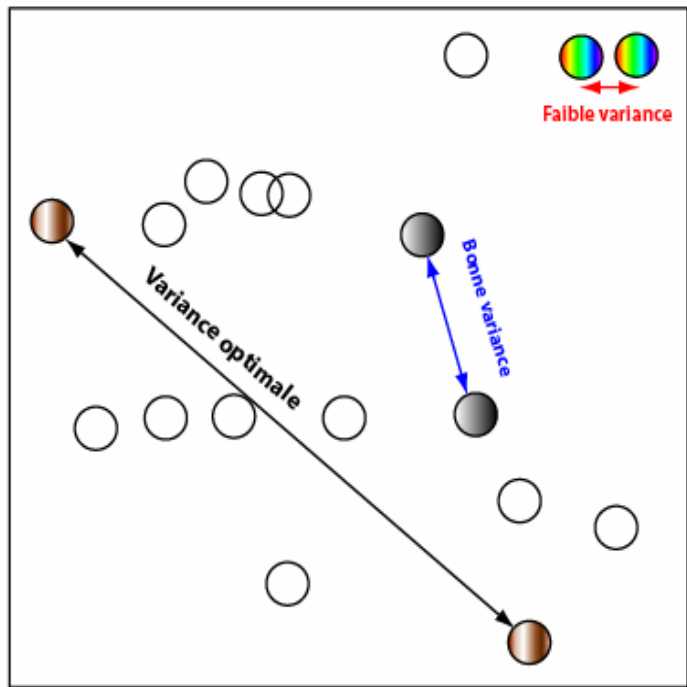


Figure 20: Représentation cartographique de la relation entre la variance et la séparation des échantillons. Modifié de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

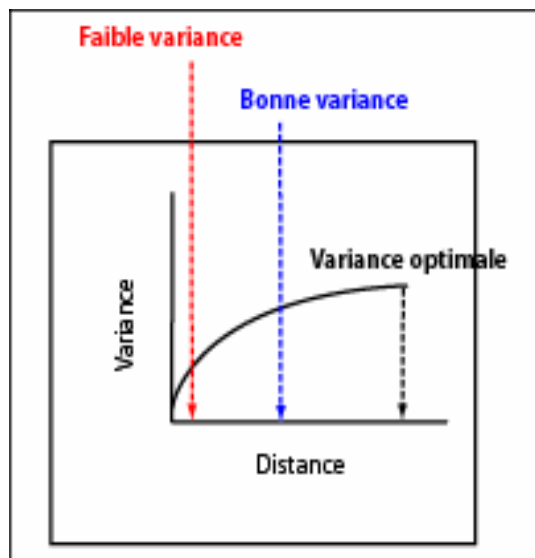


Figure 21: Variogramme schématique de données montrant une corrélation spatiale importante. Modifié de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

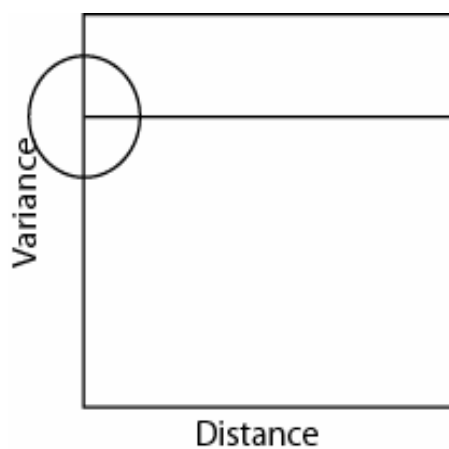


Figure 22: Variogramme schématique de données ne montrant aucune corrélation spatiale : effet pépite pur. Tiré de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

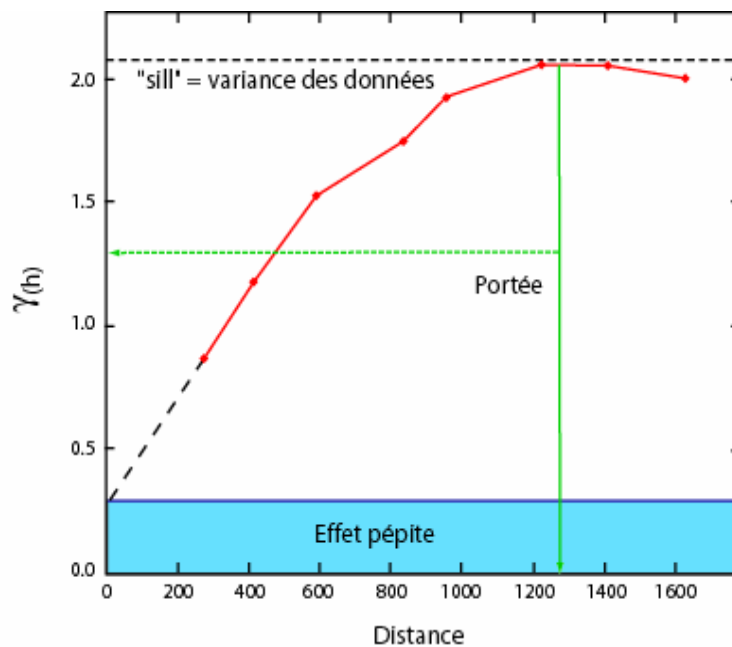


Figure 23: Principales caractéristiques du variogramme expérimental. Modifié de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

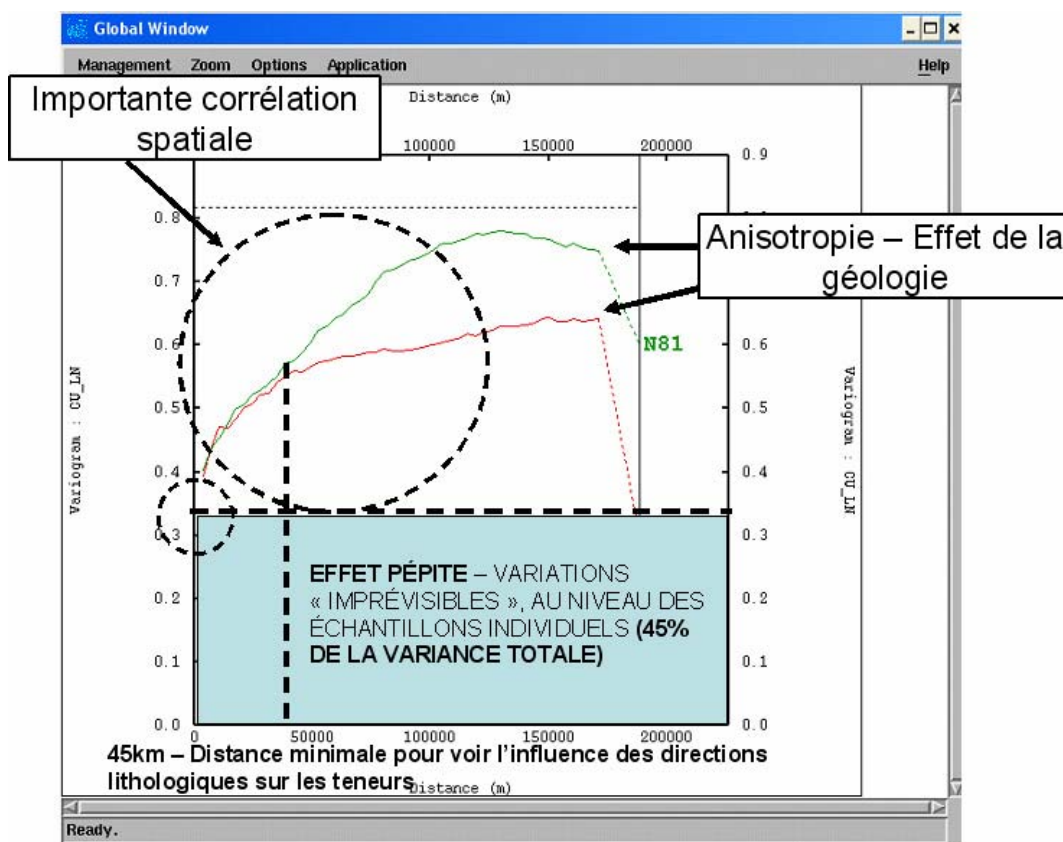


Figure 24: Variogramme expérimental anisotrope pour le cuivre dans le levé 1997520. Le variogramme pour la direction N-S (N351) est représenté par la courbe rouge, alors que la courbe verte correspond au variogramme de direction E-O (N81). [Retour au texte](#)

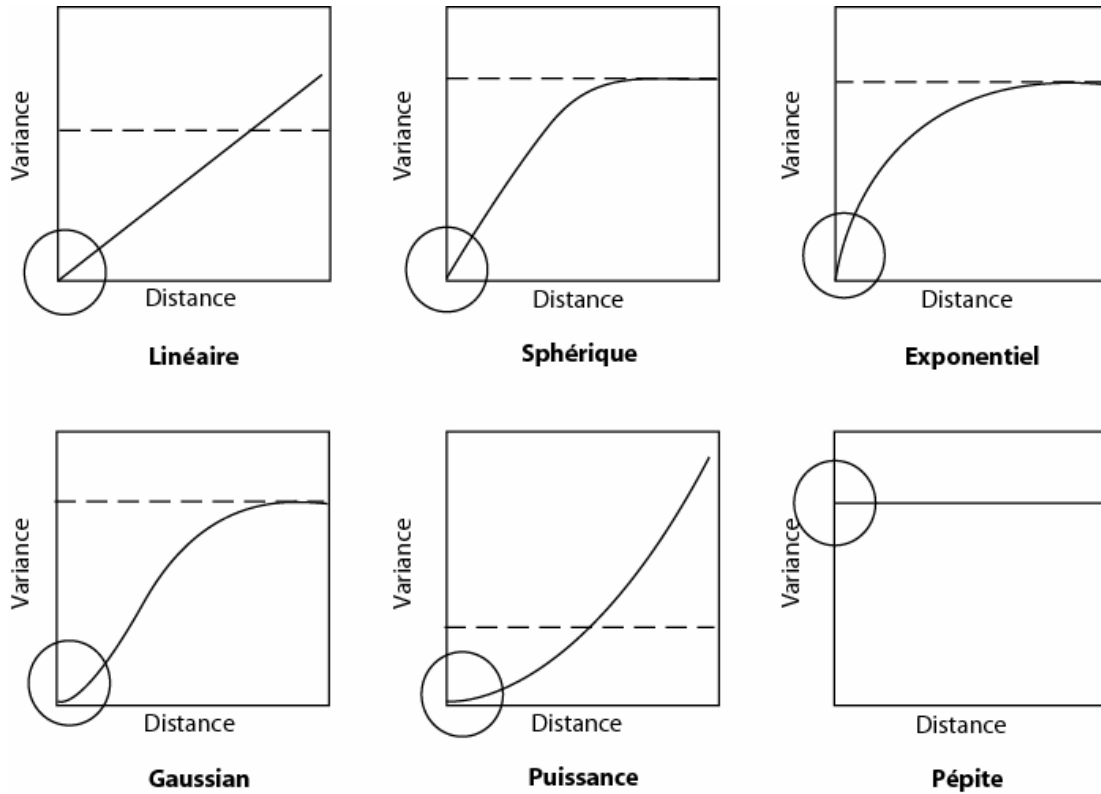


Figure 25: Différents modèles de variogrammes théoriques. Modifié de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

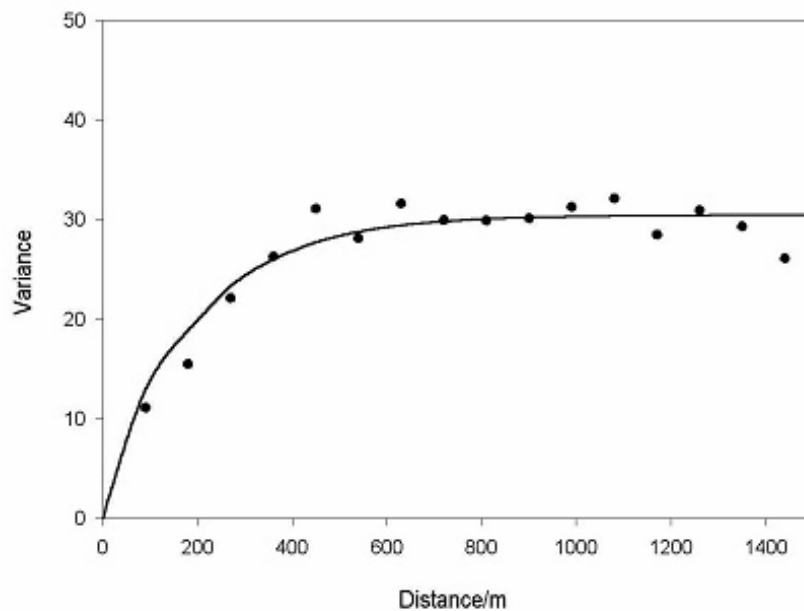


Figure 26: Exemple d'un variogramme théorique superposé aux données expérimentales. Tiré de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

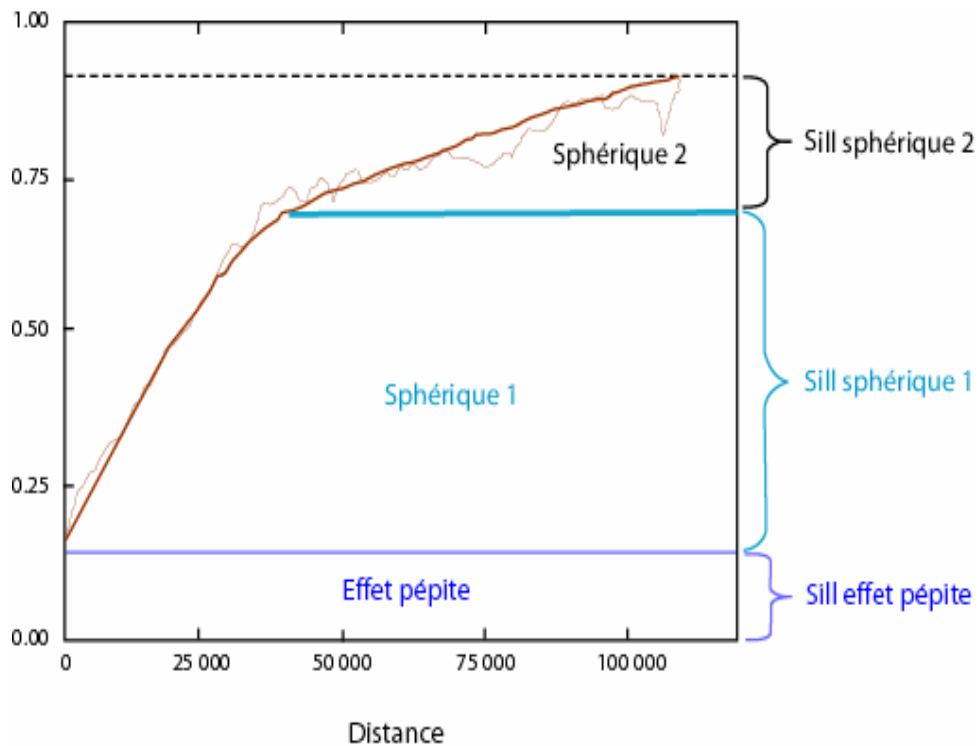


Figure 27: Trois variogrammes théoriques imbriqués superposés aux données expérimentales. Modifié de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

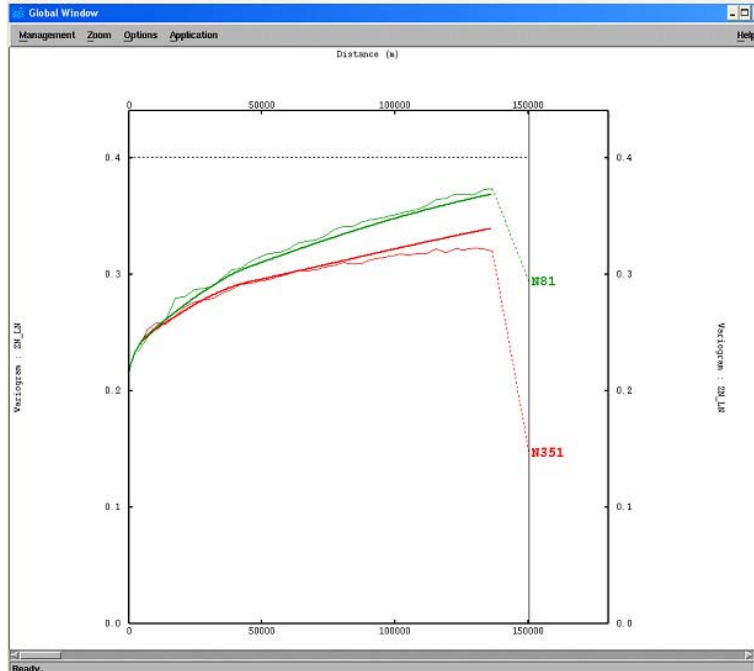
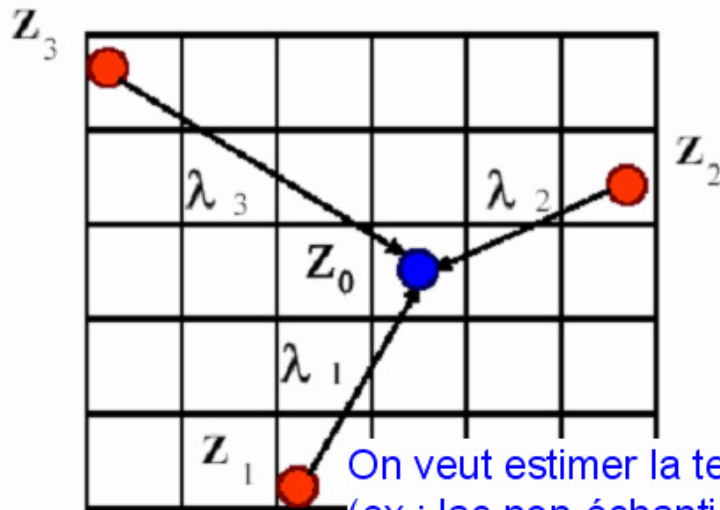


Figure 28: Variogrammes imbriqués pour le zinc dans le levé 1997520. Quatre modèles utilisés: K-Bessel anisotrope (portée ~175 km), exponentiel isotrope (portée 40 km), exponentiel isotrope (portée 8 km) et effet pépité. [Retour au texte](#)

On connaît les valeurs Z_1 , Z_2 , Z_3
(points d'échantillonnage)



On veut estimer la teneur en Z a ce point
(ex : lac non-échantillonné)

$$Z_0 = Z_1 * \lambda_1 + Z_2 * \lambda_2 + Z_3 * \lambda_3$$

Figure 29: Estimation d'une valeur en un point de l'espace non échantillonné par krigeage. Modifié de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

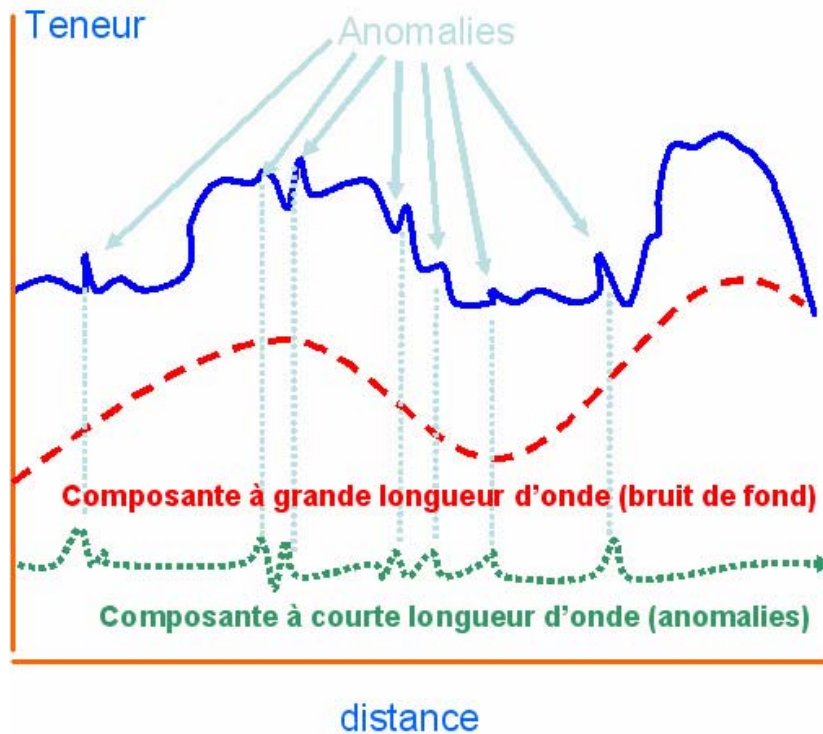


Figure 30: Décomposition d'un signal géochimique en une superposition de signaux de longueurs d'onde différentes. [Retour au texte](#)

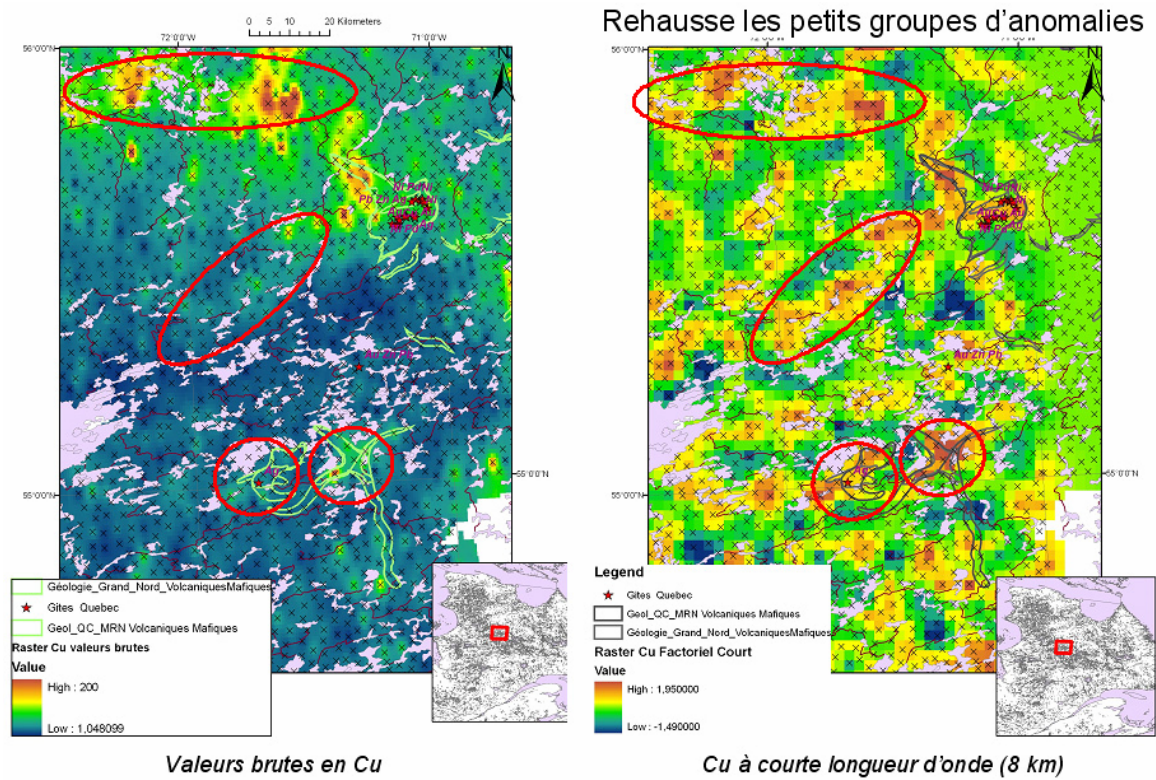


Figure 31: Krigeage factoriel de la composante de portée 8 km pour le cuivre, levé 1997520. [Retour au texte](#)

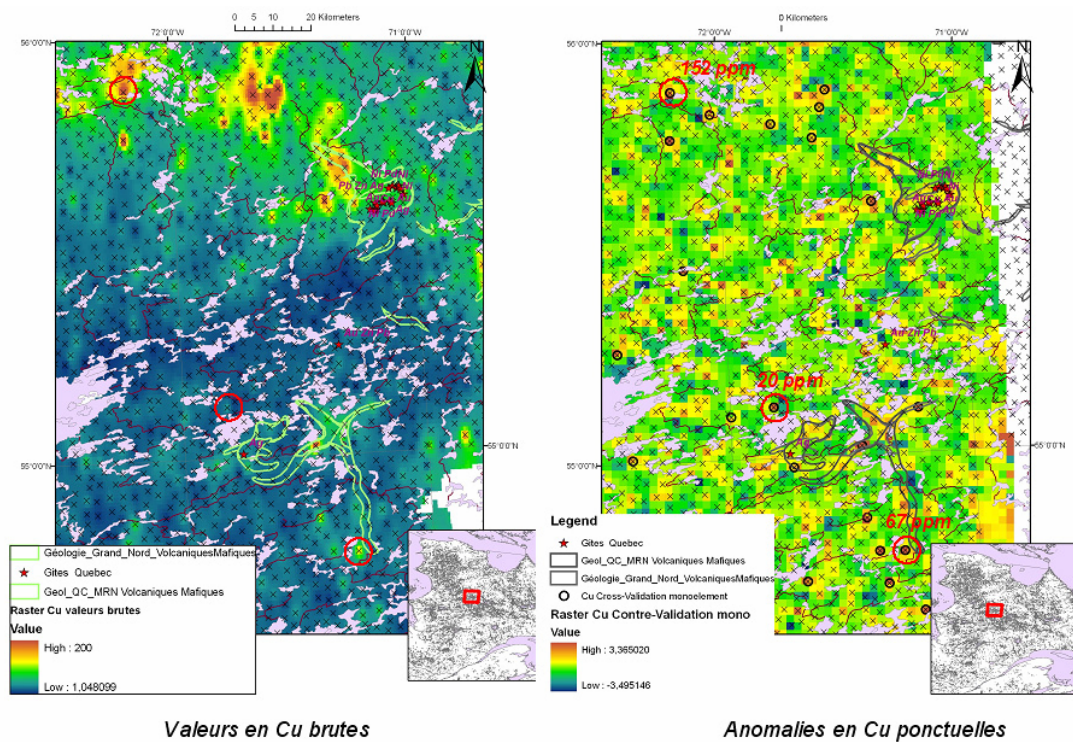


Figure 32: Contre-validation à une variable pour le cuivre, levé 1997520. [Retour au texte](#)

$$Z_0 = \sum \lambda_{\alpha} Z_{\alpha} + \sum \beta_{\alpha} T_{\alpha}$$

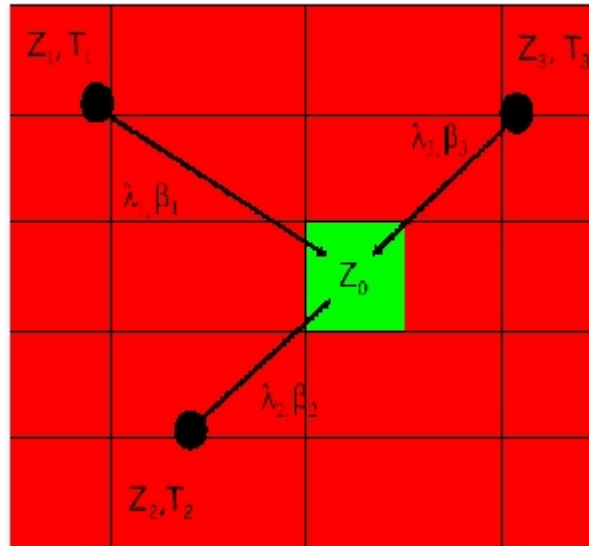


Figure 33: Exemple de cokrigage à deux variables (Z, T) pour évaluer la valeur de Z. Modifié de Yarus et Chambers, 2003. [Retour au texte](#)

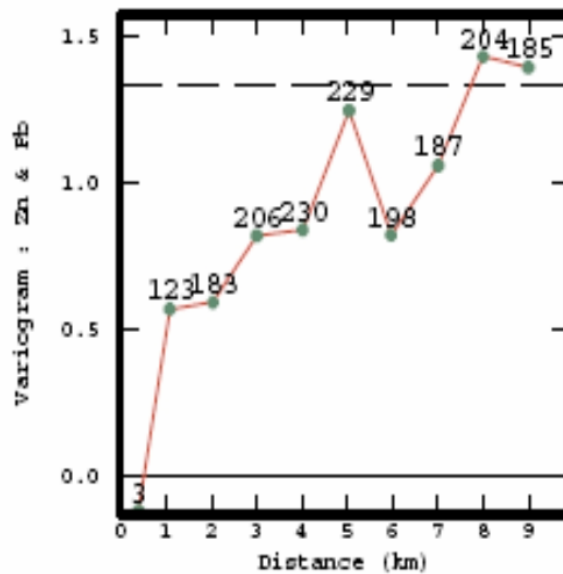


Figure 34: Exemple de covariogramme expérimental. [Retour au texte](#)

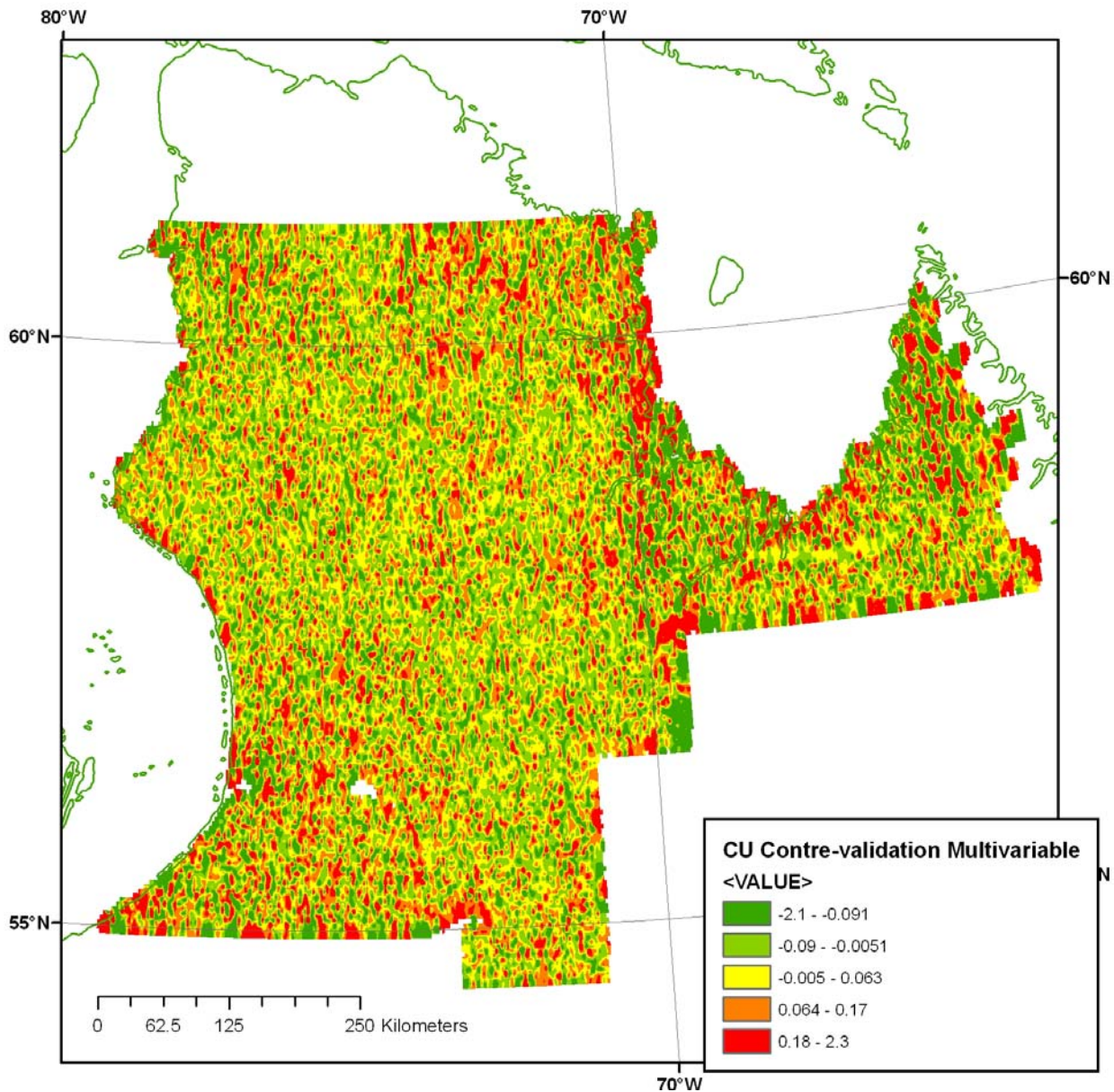


Figure 35: Contre-validation multivariable pour le cuivre, levé 1997520. [Retour au texte](#)

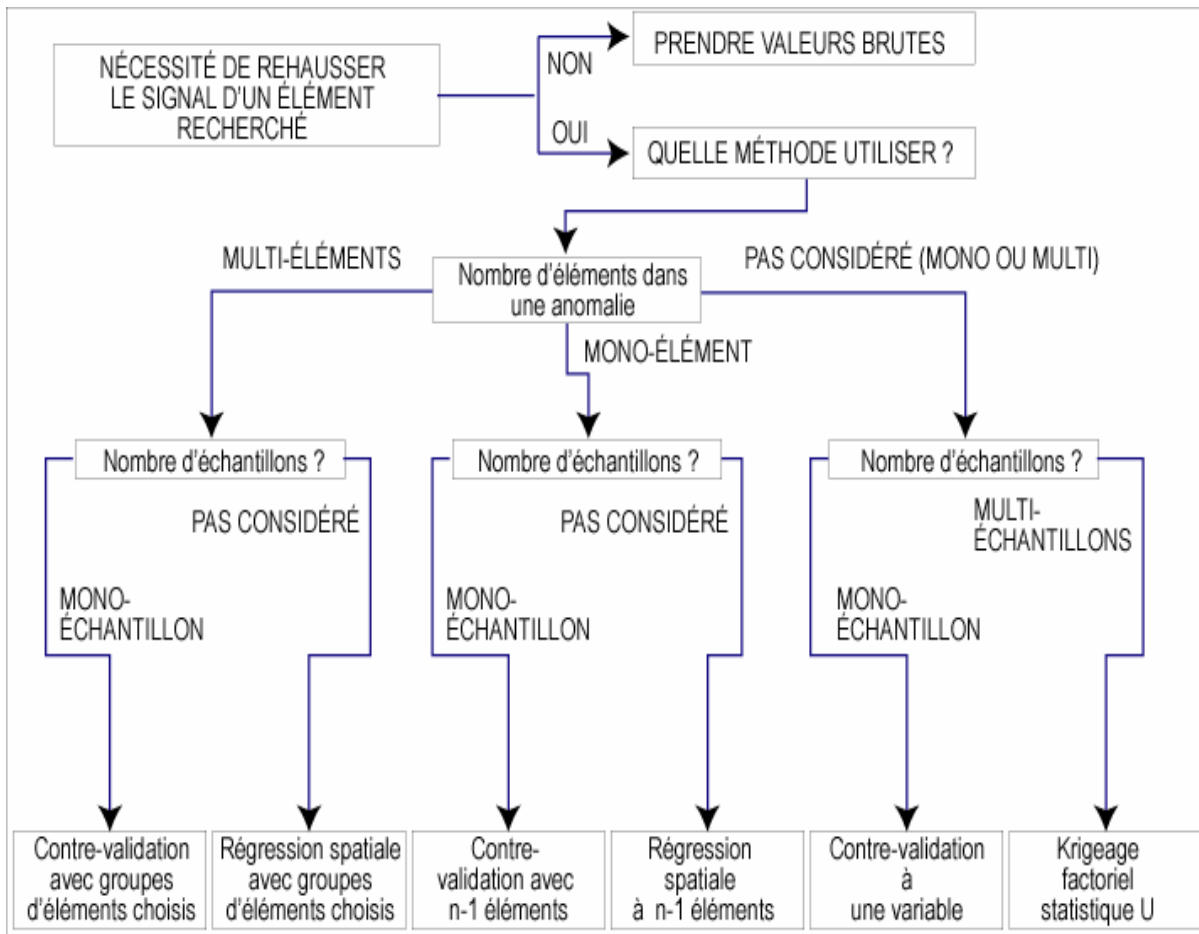


Figure 36: Arbre de décision illustrant le processus de choix d'une méthode de traitement. [Retour au texte](#)

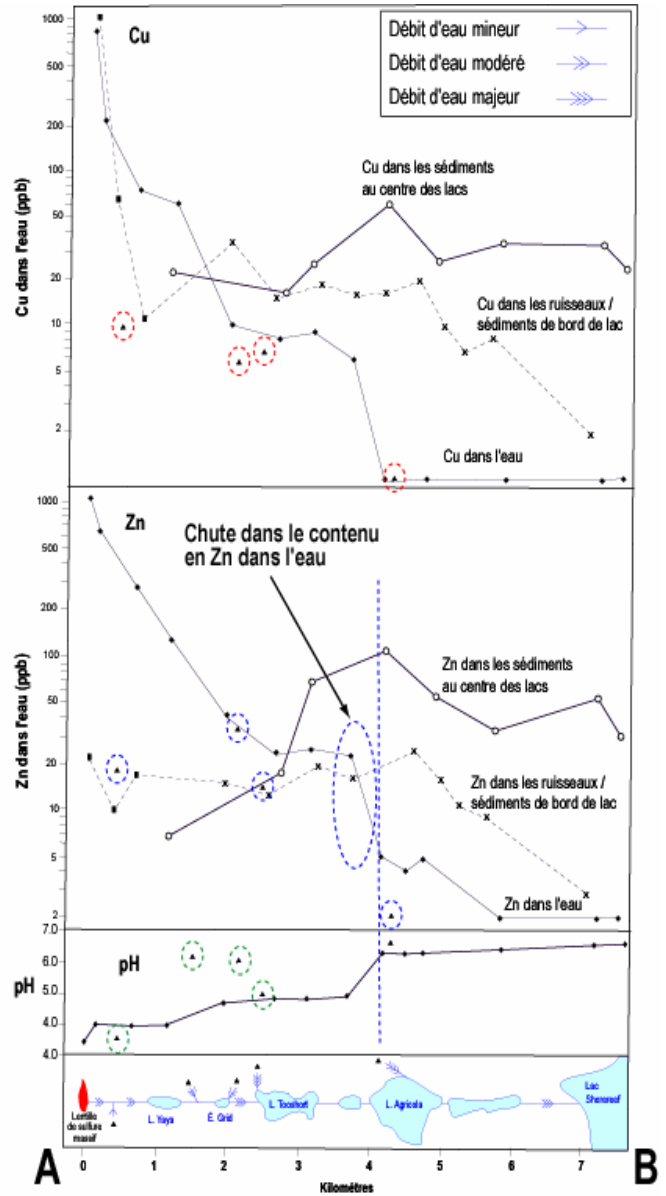
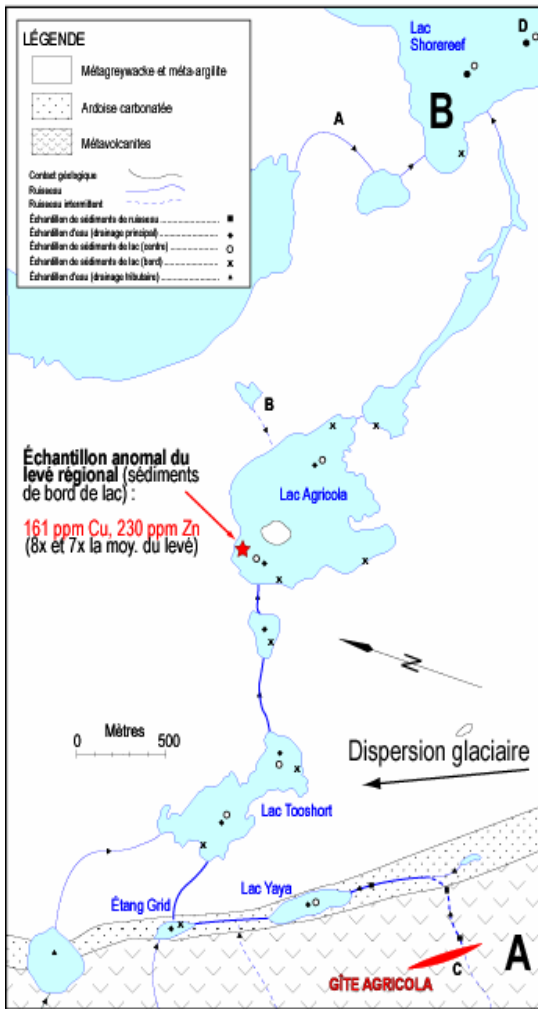


Figure 37: Localisation du gîte Agricola, T-N-O et profils du cuivre et du zinc dans l'environnement secondaire entre les points A et B. Modifié de Cameron, 1977. [Retour au texte](#)

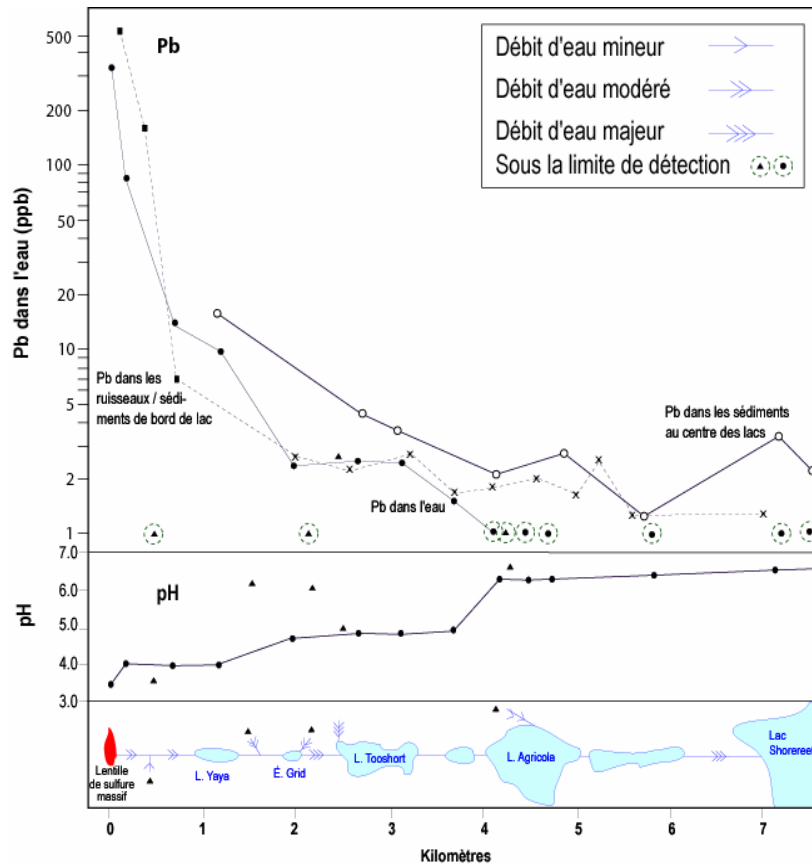


Figure 38: Profil des teneurs en plomb dans l'environnement secondaire entre les points A et B. Modifié de Cameron, 1977. [Retour au texte](#)

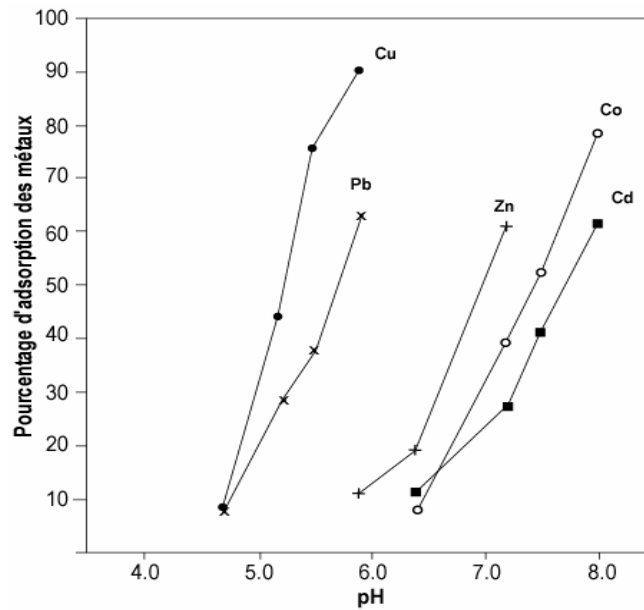


Figure 39: Pourcentages d'adsorption de différents métaux sur les hydroxydes de fer en fonction du pH. Tiré de Cameron, 1977. [Retour au texte](#)

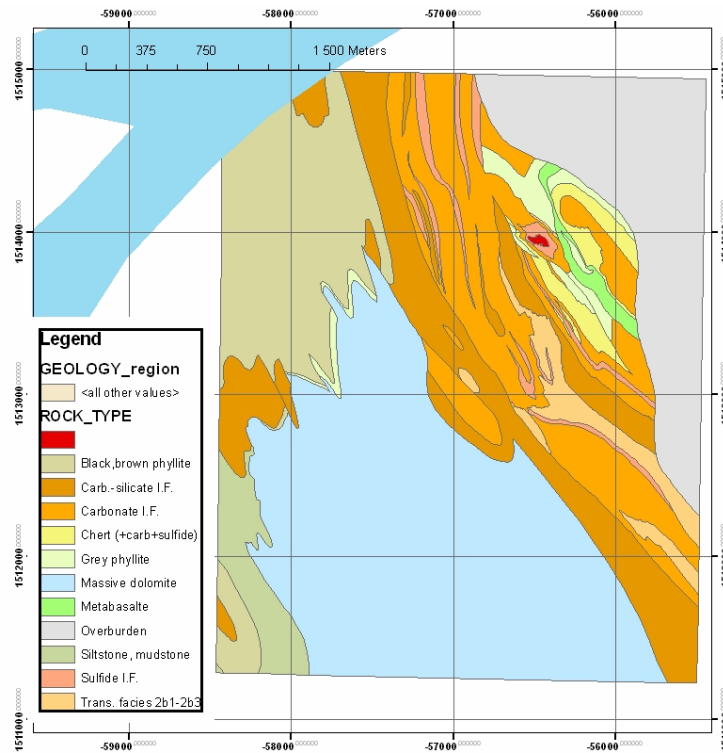


Figure 40: Géologie locale du gîte Koke. Géologie de Wares et al. (1988). [Retour au texte](#)

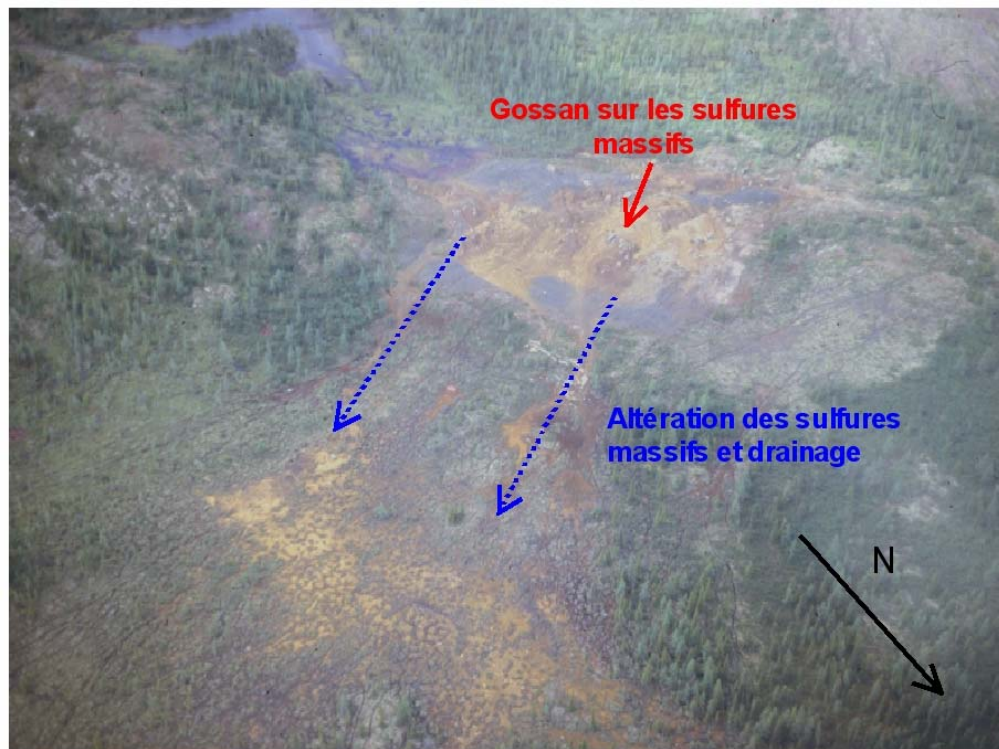


Figure 41: Vue aérienne du chapeau de fer associé aux sulfures massifs, gîte Koke. Photo de T. Clark, MRNFP. [Retour au texte](#)

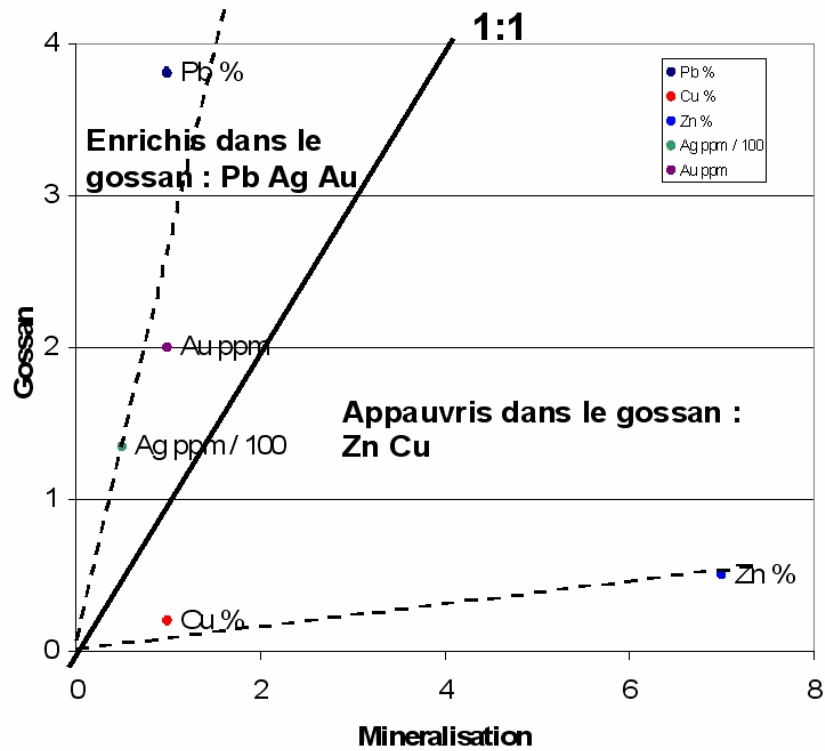


Figure 42: Comparaison des teneurs en métaux de la minéralisation et du chapeau de fer, gîte Koke.

[Retour au texte](#)

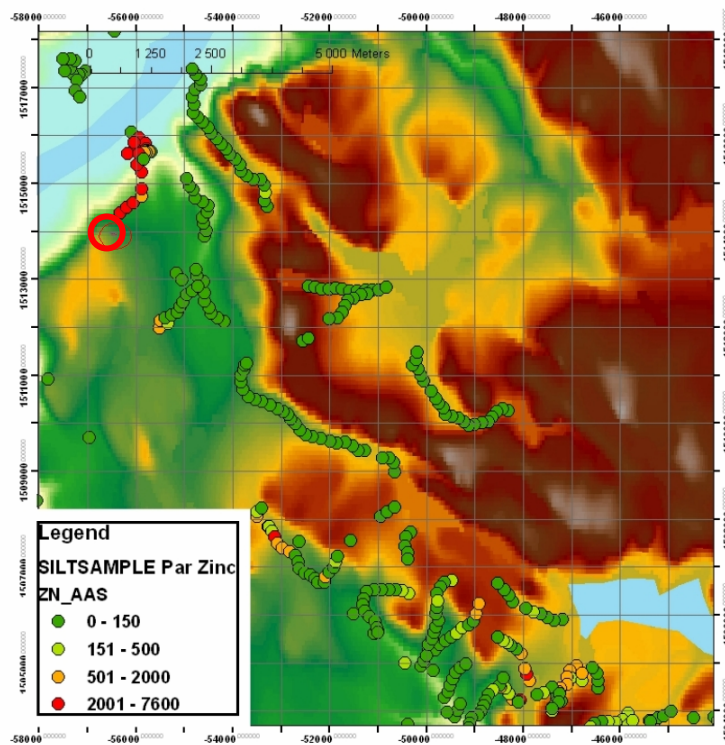


Figure 43: Zinc dans les sédiments de ruisseaux, secteur du gîte Koke. Le cercle rouge indique la localisation du gîte. [Retour au texte](#)

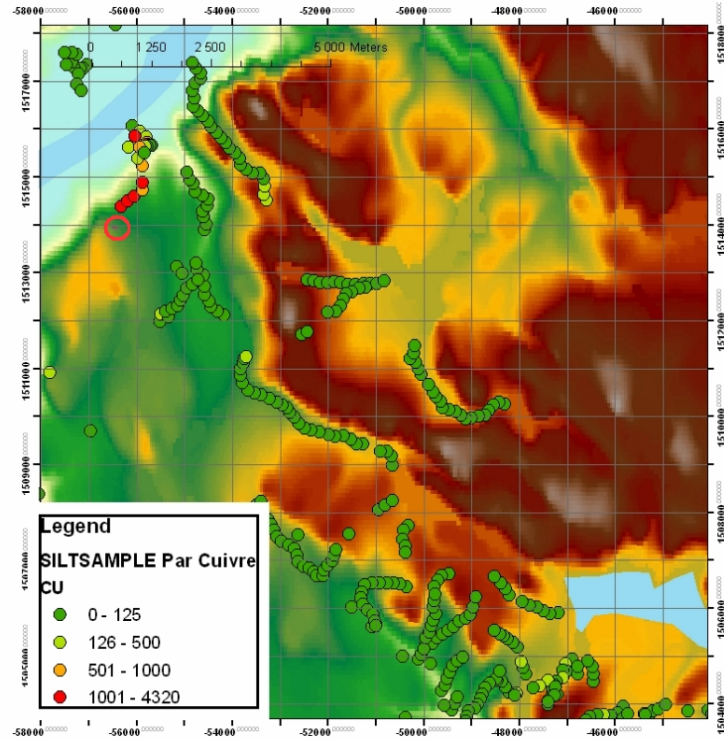


Figure 44: Cuivre dans les sédiments de ruisseaux, secteur du gîte Koke. Le cercle rouge indique la localisation du gîte. [Retour au texte](#)

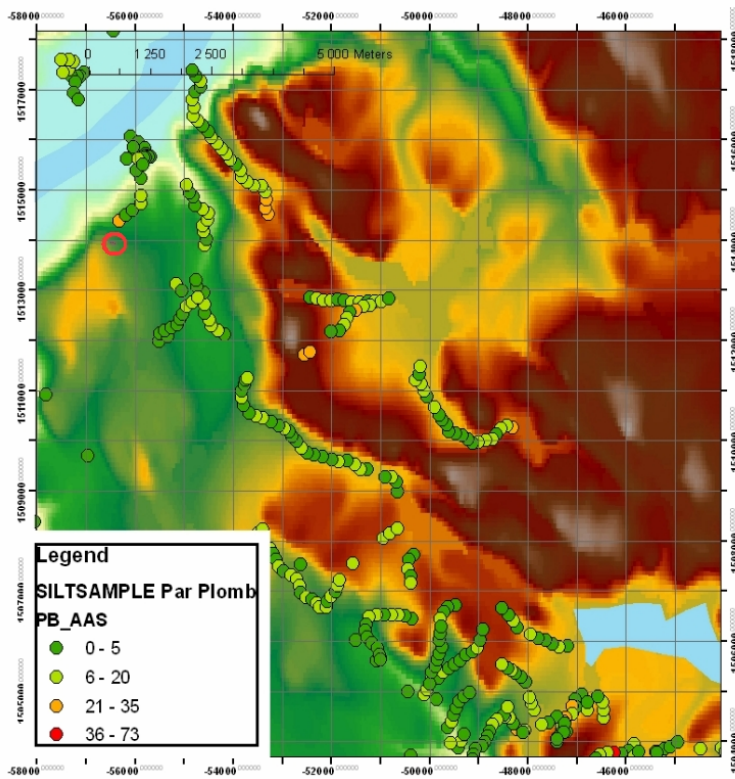


Figure 45: Plomb dans les sédiments de ruisseaux, secteur du gîte Koke. Le cercle rouge indique la localisation du gîte. [Retour au texte](#)

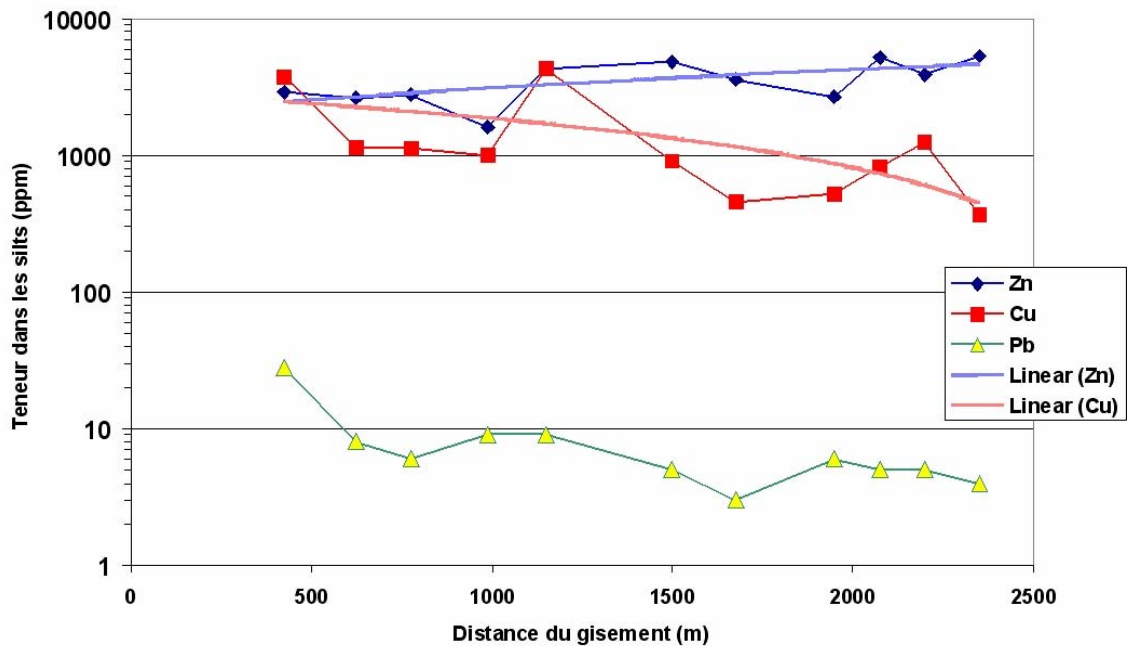


Figure 46: Profil géochimique des silts du ruisseau drainant la minéralisation du gîte Koke. [Retour au texte](#)

Uranium in lake sediments

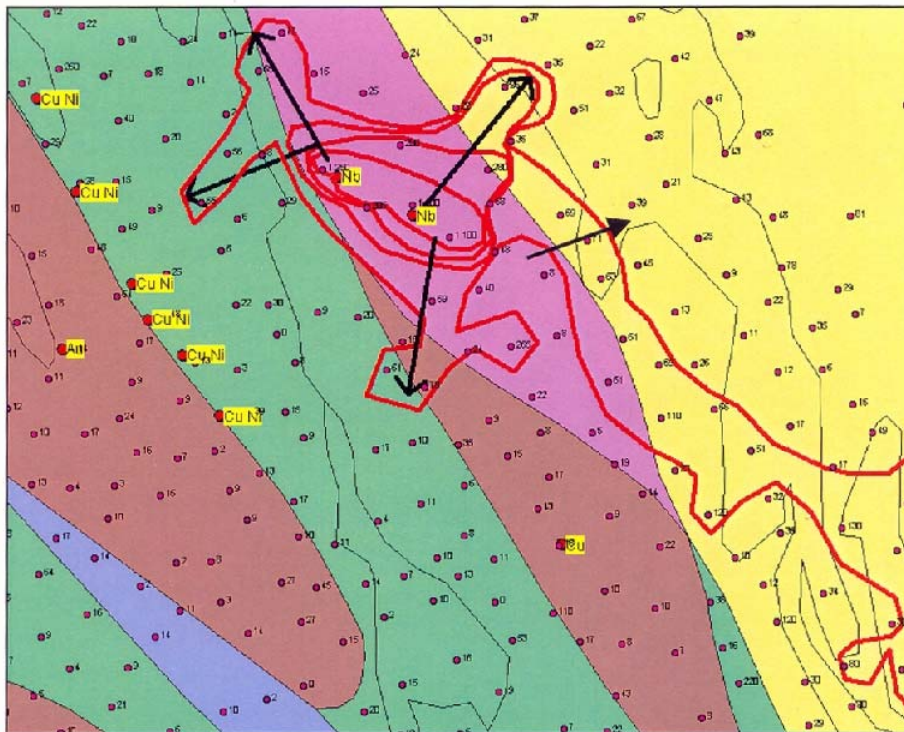


Figure 47: Uranium dans les lacs à proximité de la carbonatite du lac Castignon, Fosse du Labrador. Tiré de Beaumier, 2004. [Retour au texte](#)

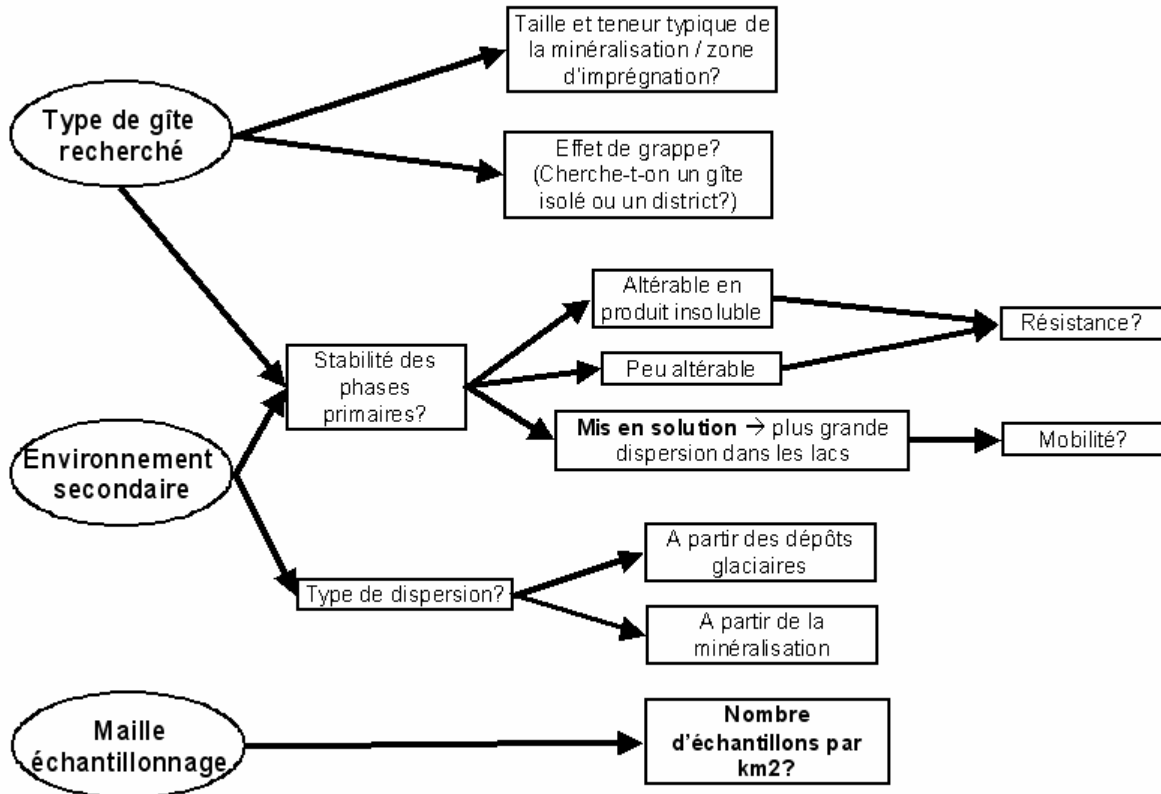


Figure 48: Facteurs influençant le nombre d'échantillons sur lesquels une anomalie géochimique due à une minéralisation peut être détectée. [Retour au texte](#)

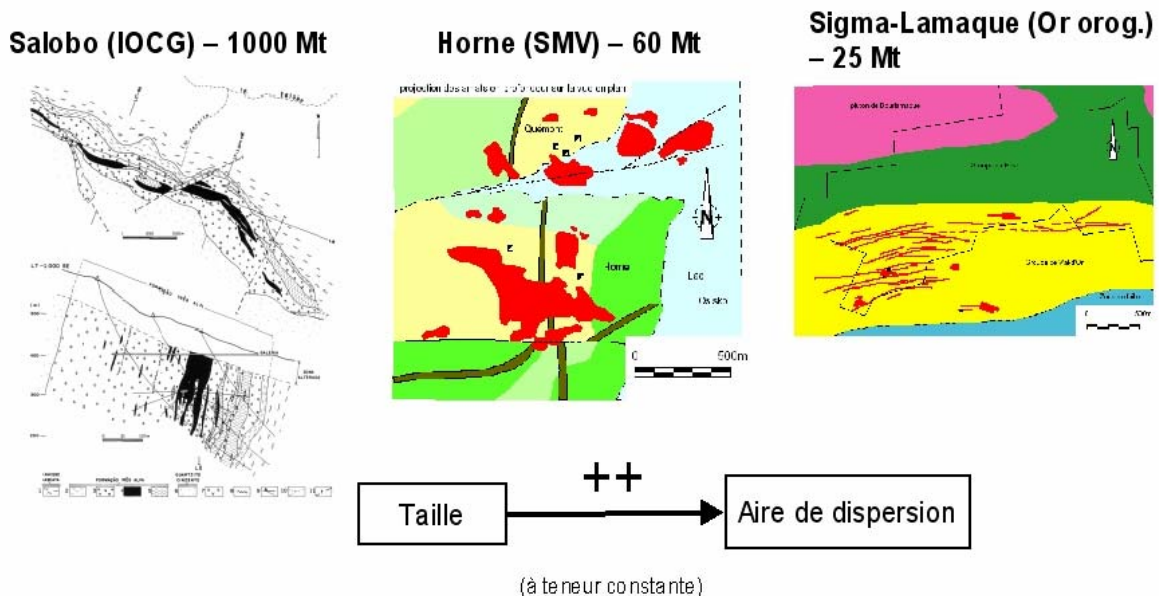


Figure 49: Comparaison des tailles de quelques gisements de classe mondiale de différents types. Figures tirées de Lindenmayer, 1990 (gauche) et de Faure et Gaboury, 2004 (centre et droite). [Retour au texte](#)

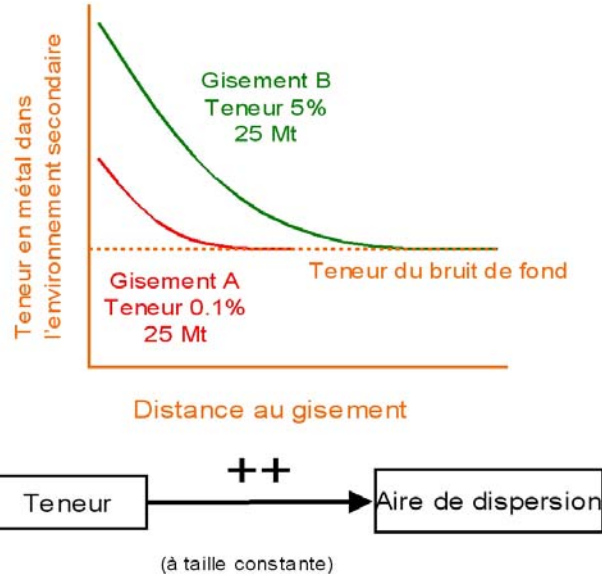


Figure 50: Relation théorique entre la teneur de la minéralisation et la distance de détection de la signature géochimique. [Retour au texte](#)

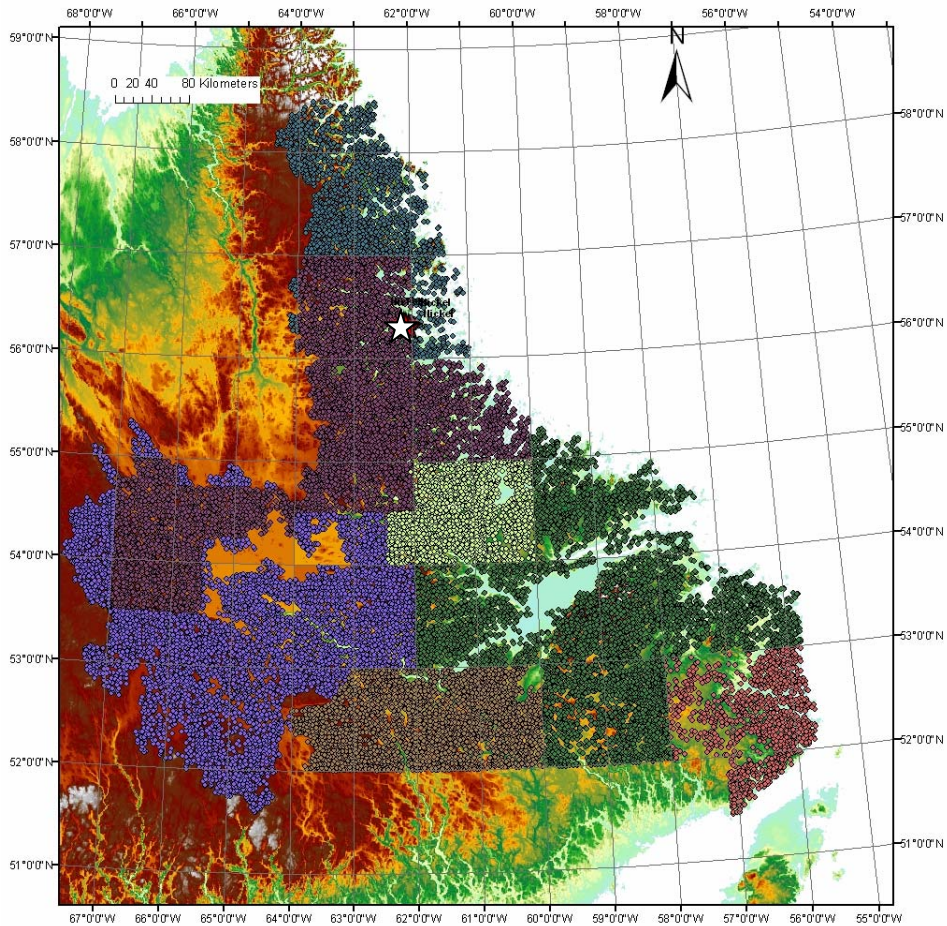


Figure 51: Levés de sédiments de lac du Labrador et localisation du gisement de Voisey's Bay (étoile blanche). [Retour au texte](#)

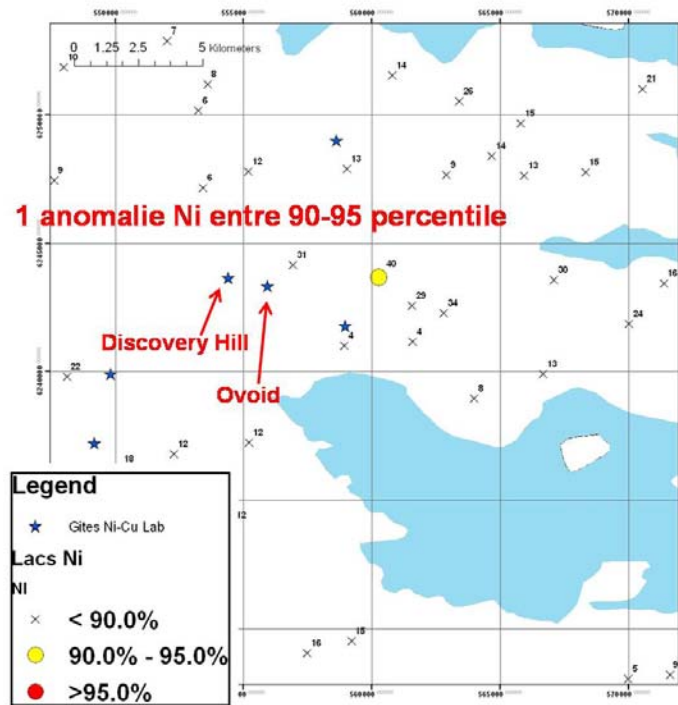


Figure 52: Anomalies en nickel par les valeurs brutes, secteur de Voisey's Bay. [Retour au texte](#)

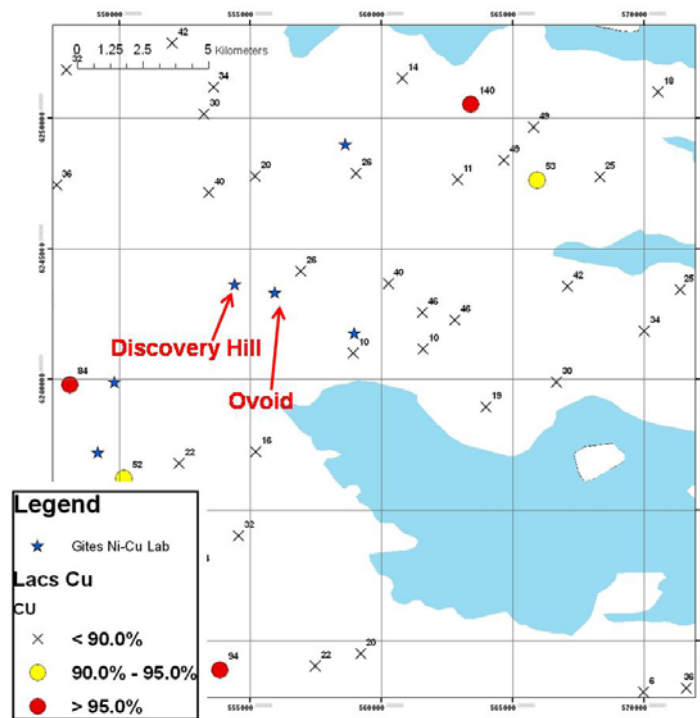


Figure 53: Anomalies en cuivre par les valeurs brutes, secteur de Voisey's Bay. [Retour au texte](#)

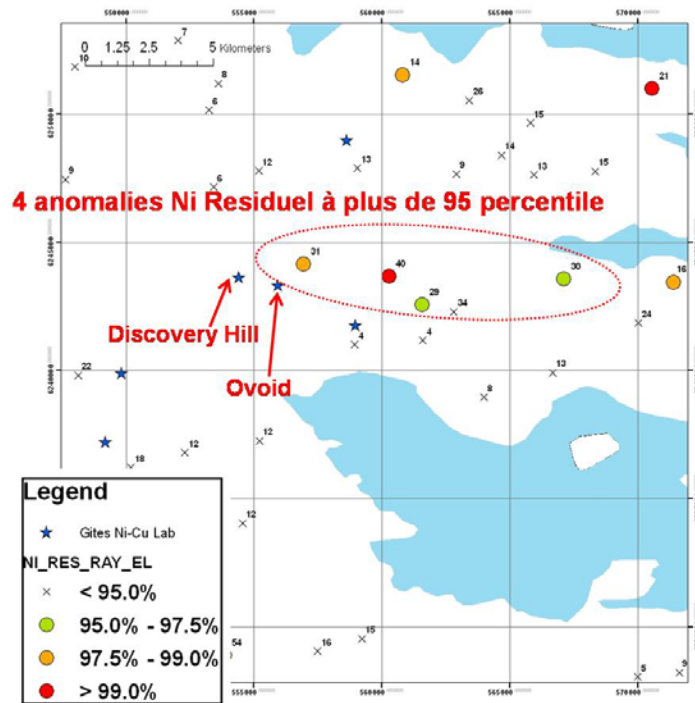


Figure 54: Anomalies en nickel par régression spatiale, secteur de Voisey's Bay. [Retour au texte](#)

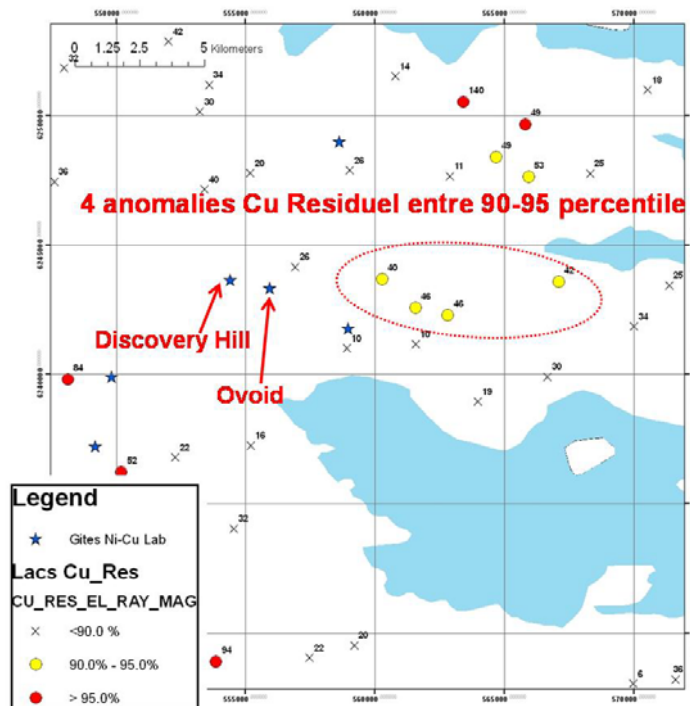


Figure 55: Anomalies en cuivre par régression spatiale, secteur de Voisey's Bay. [Retour au texte](#)

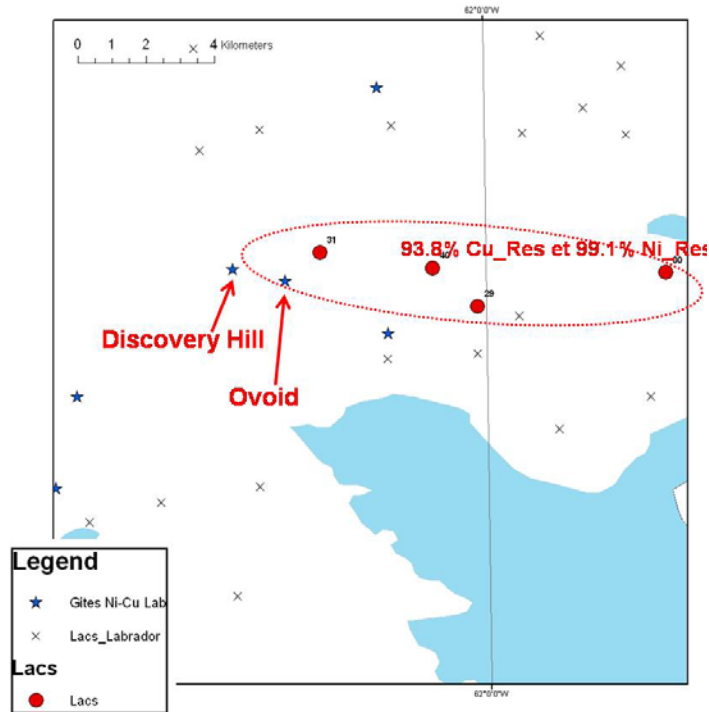


Figure 56: Anomalies Ni_Res > 95% ET Cu_Res >85% par régression spatiale, secteur de Voisey's Bay.
[Retour au texte](#)

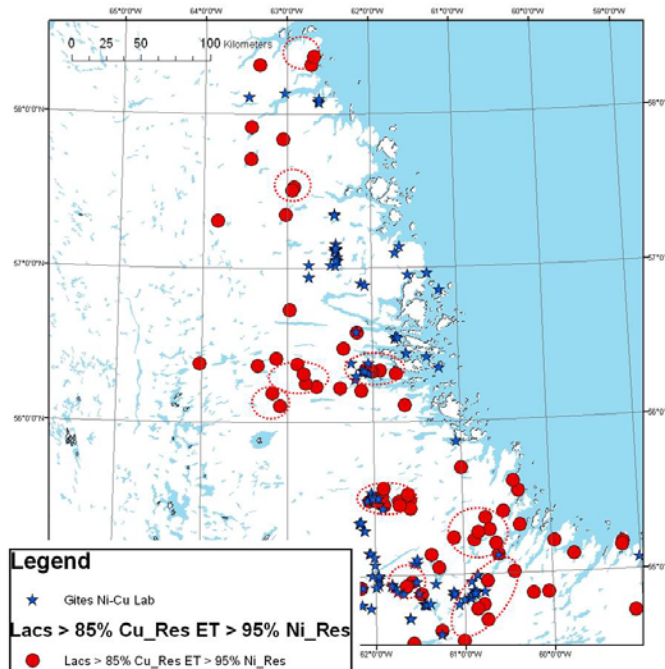


Figure 57: Anomalies Ni_Res > 95% ET Cu_Res >85% par régression spatiale, moitié nord du Labrador.
[Retour au texte](#)

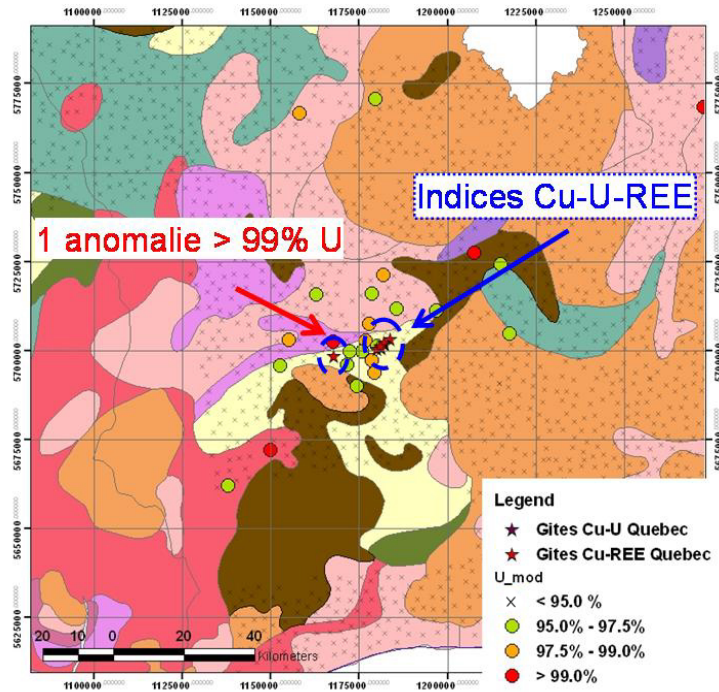


Figure 58: Anomalies en uranium par les valeurs brutes sur le levé 1988050, secteur de Kwijibo. [Retour au texte](#)

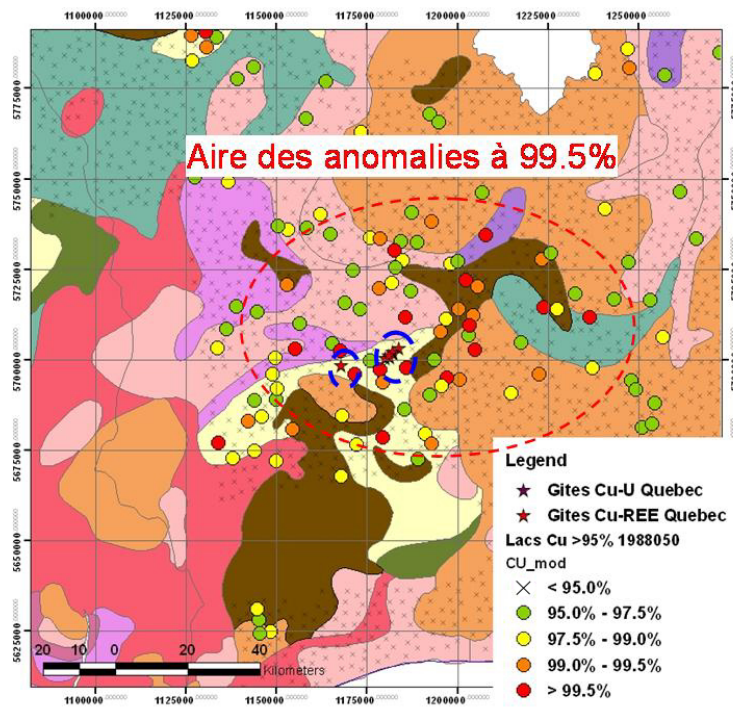


Figure 59: Anomalies en cuivre par les valeurs brutes sur le levé 1988050, secteur de Kwijibo. [Retour au texte](#)

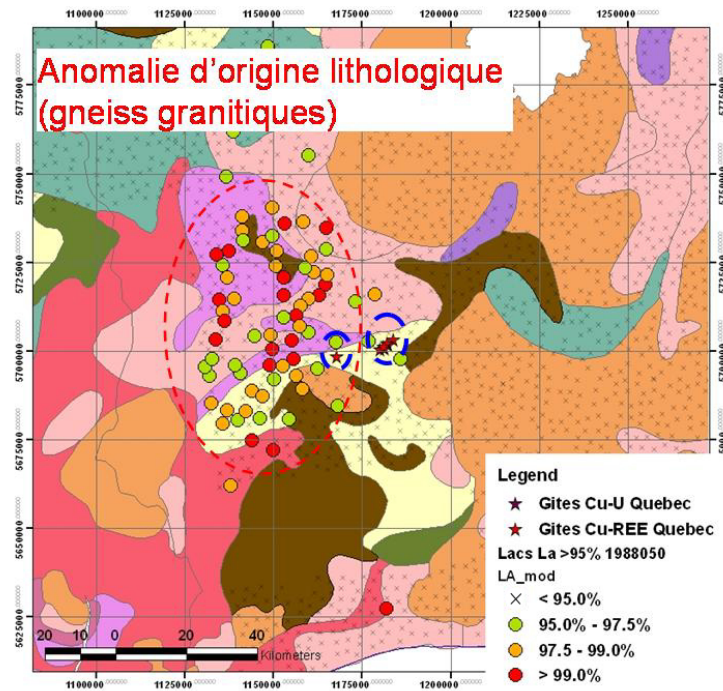


Figure 60: Anomalies en lanthane par les valeurs brutes sur le levé 1988050, secteur de Kwijibo. [Retour au texte](#)

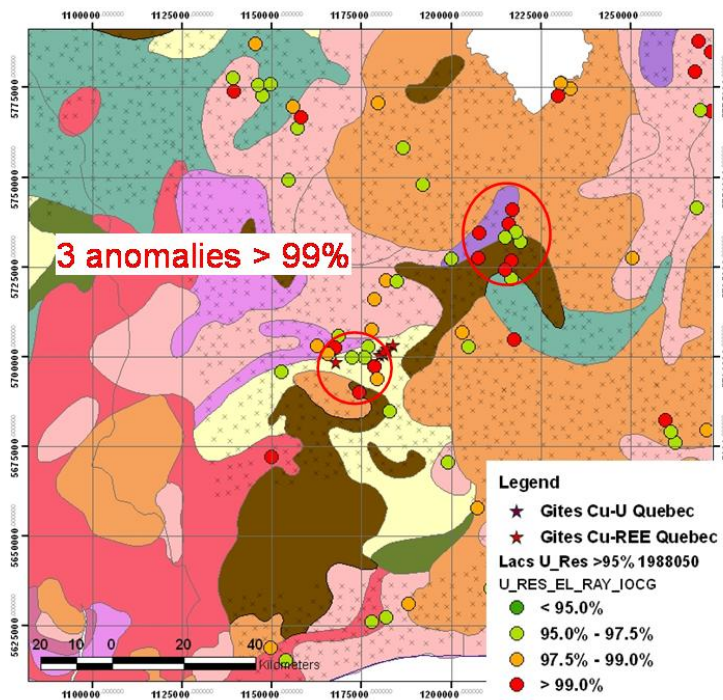


Figure 61. Anomalies en uranium par régression spatiale, levé 1988050, secteur de Kwijibo. [Retour au texte](#)

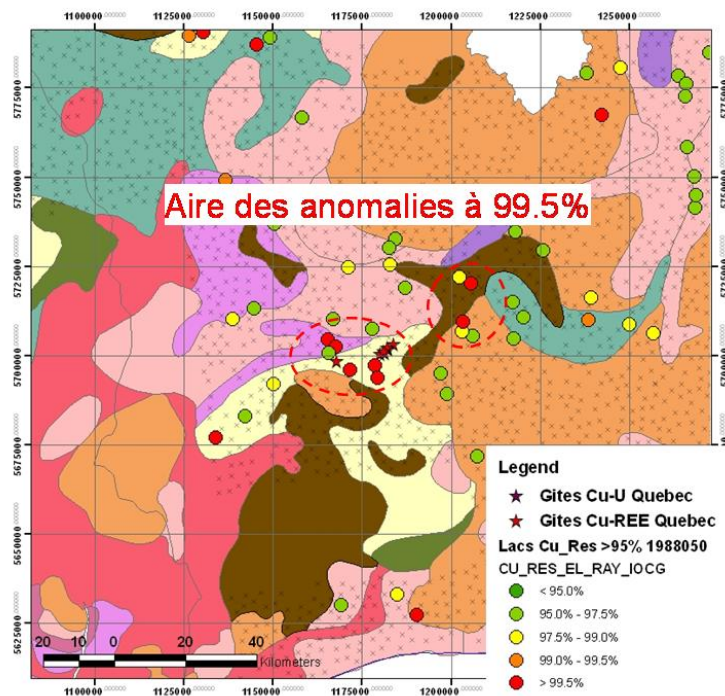


Figure 62. Anomalies en cuivre par régression spatiale, levé 1988050, secteur de Kwijibo. [Retour au texte](#)

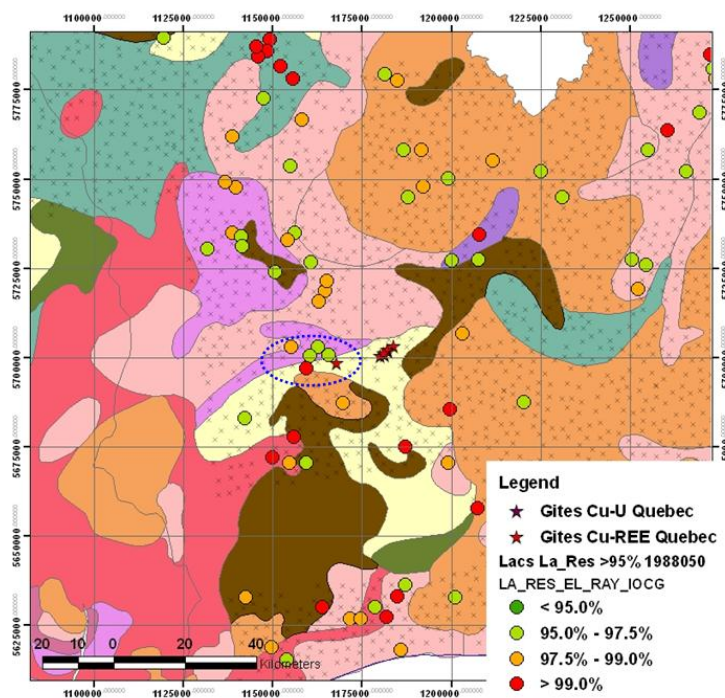


Figure 63. Anomalies en lanthane par régression spatiale, levé 1988050, secteur de Kwijibo. [Retour au texte](#)

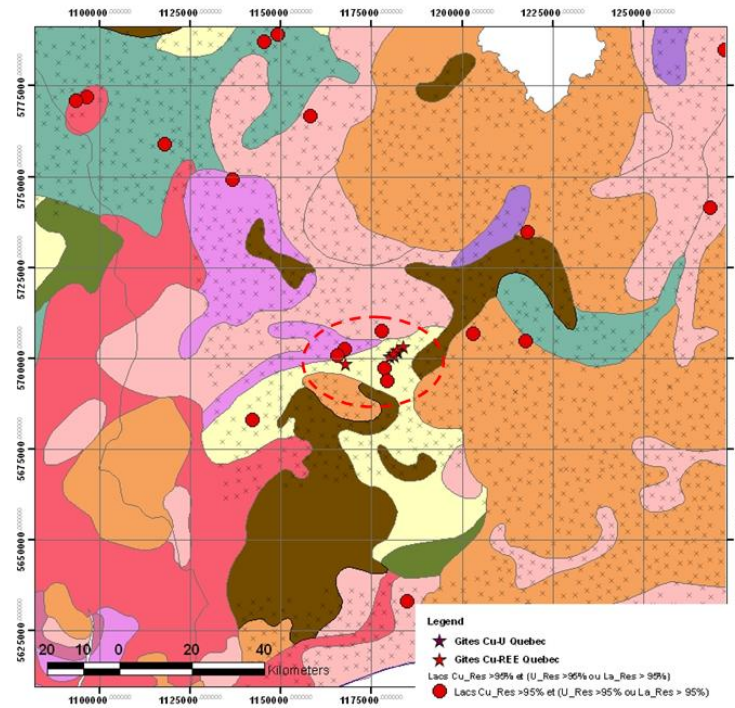


Figure 64: Anomalies en Cu_Res > 95% ET (La_Res > 95% OU U_Res > 95%) par régression spatiale, levé 1988050, secteur de Kwyjibo. [Retour au texte](#)

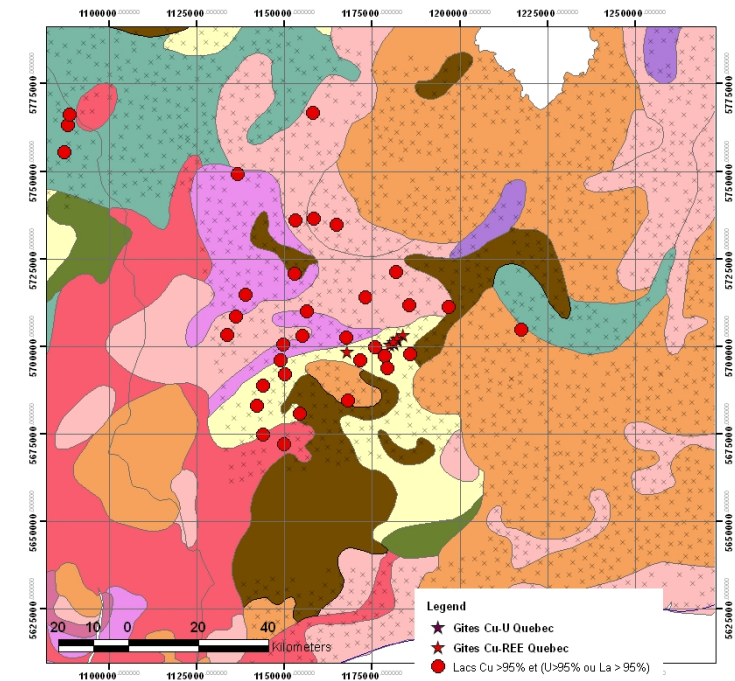


Figure 65: Anomalies en Cu > 95% ET (La > 95% OU U > 95%) par les valeurs brutes, levé 1988050, secteur de Kwyjibo. [Retour au texte](#)

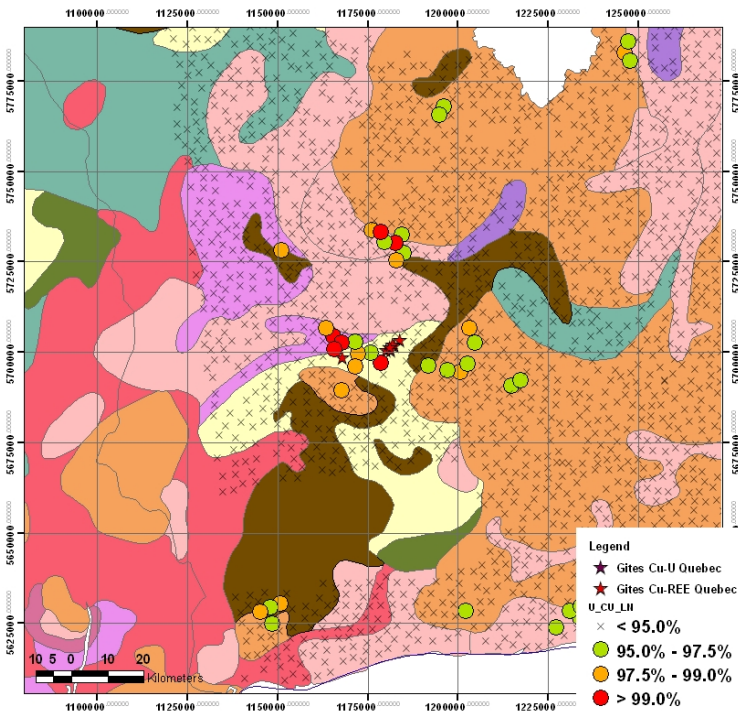


Figure 66: Anomalies en cuivre par la statistique U (> 95%), levé 1988050. [Retour au texte](#)

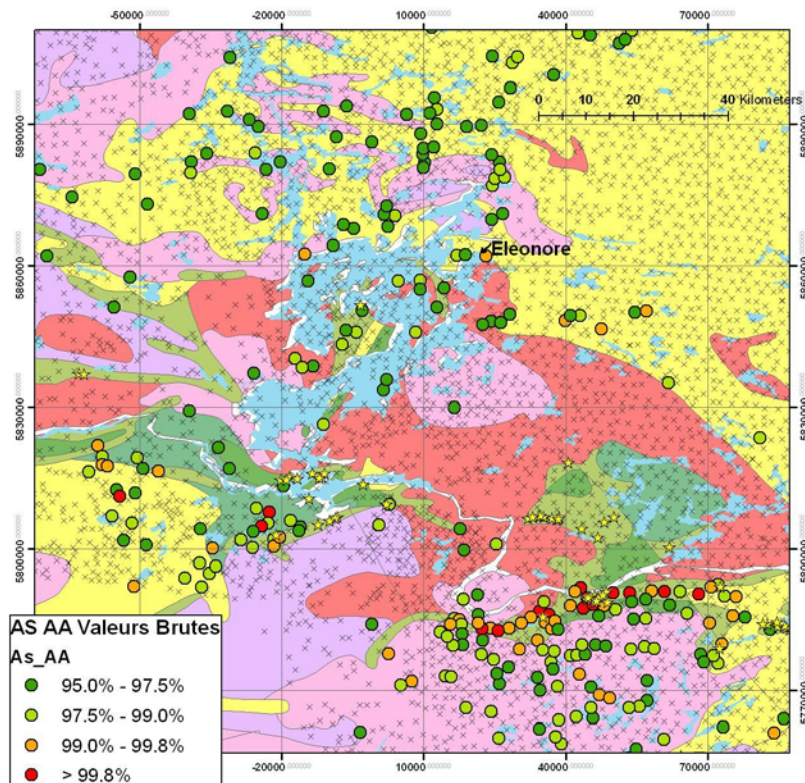


Figure 67: Anomalies en arsenic par absorption atomique, levés de la SDBJ. [Retour au texte](#)

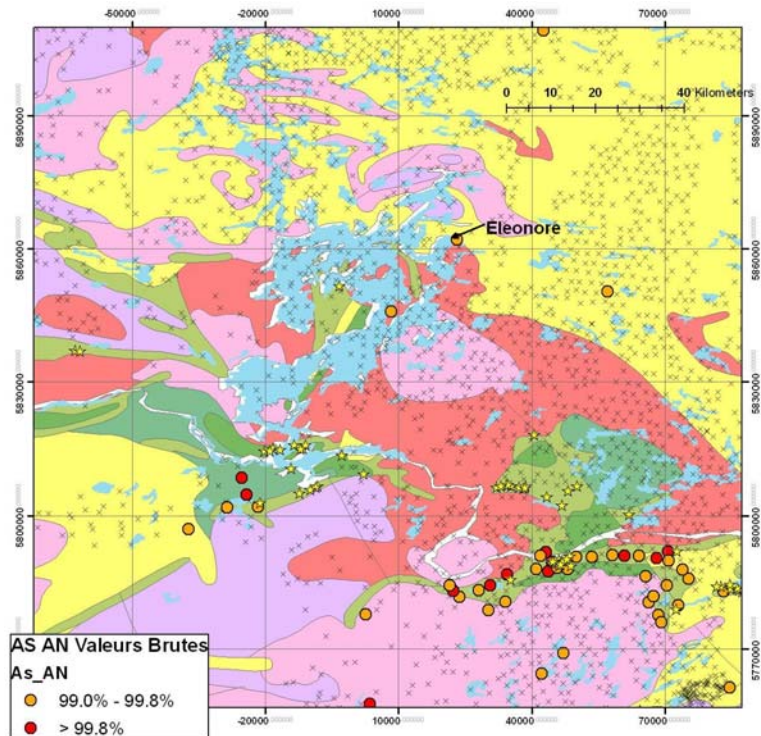


Figure 68: Anomalies en arsenic par activation neutronique, levés de la SDBJ. [Retour au texte](#)

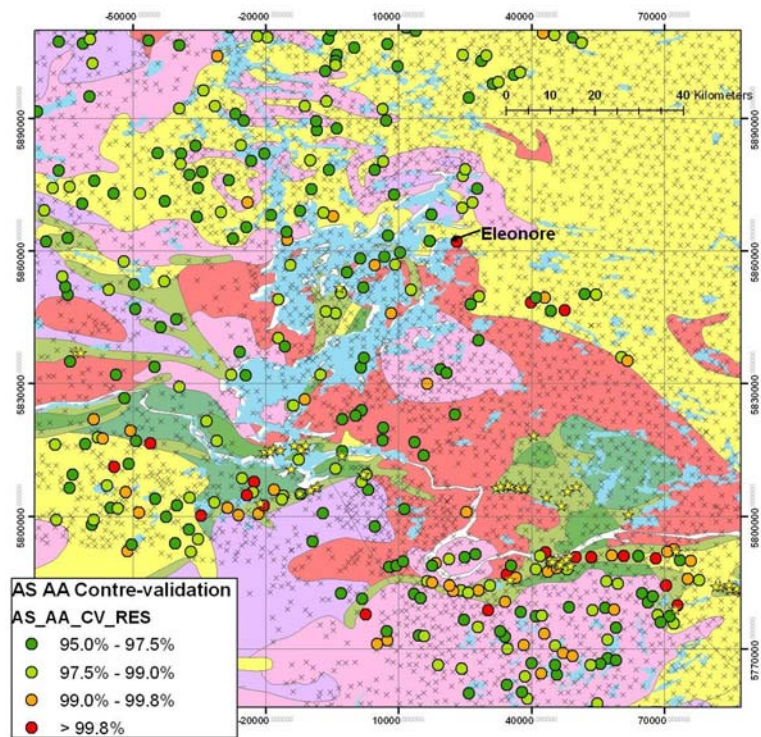


Figure 69: Anomalies en arsenic par absorption atomique par contre-validation monovariante, levés de la SDBJ. [Retour au texte](#)

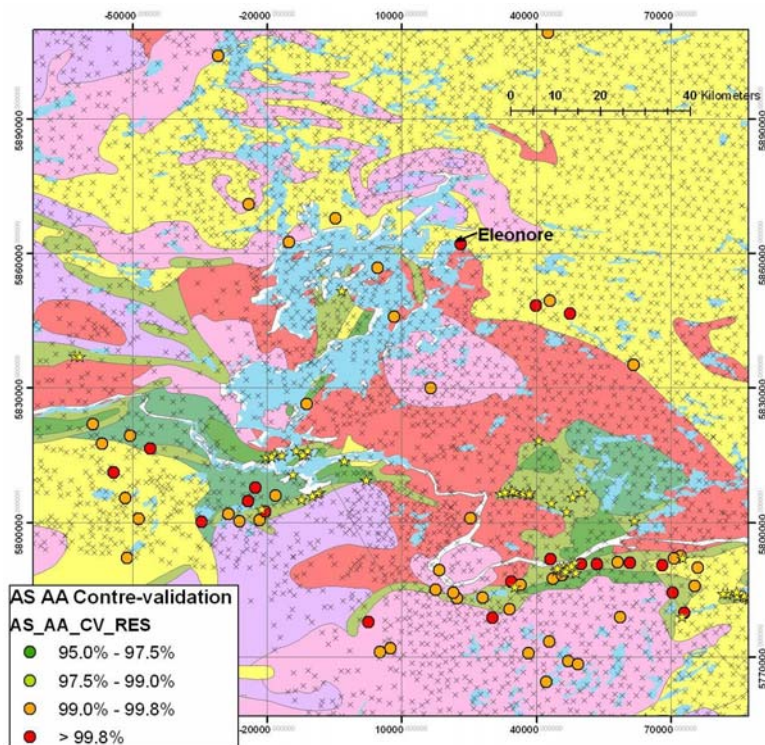


Figure 70: Anomalies en arsenic supérieures à 99% par absorption atomique par contre-validation monovariante, levés de la SDBJ. [Retour au texte](#)

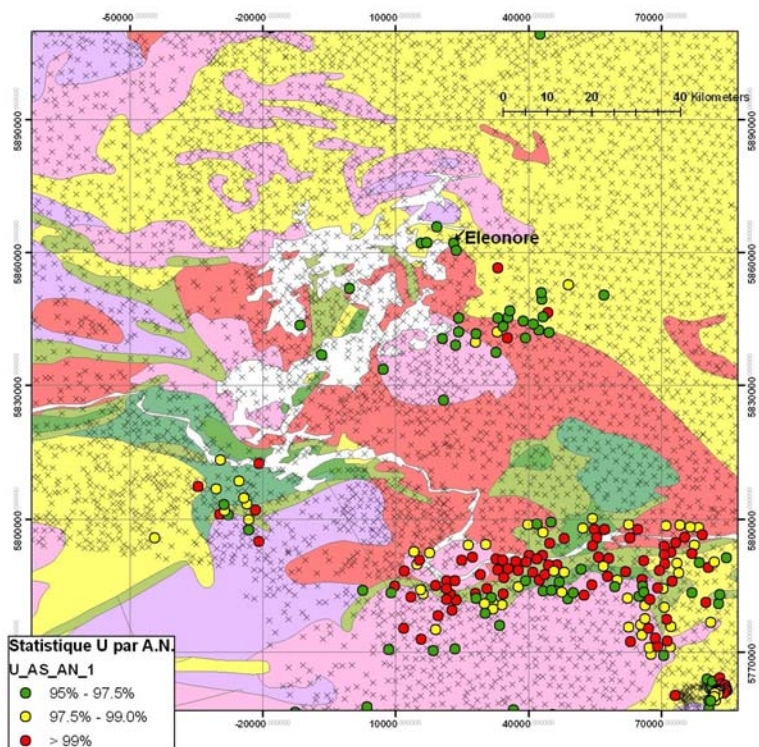


Figure 71: Anomalies en arsenic par absorption atomique par la statistique U, levés de la SDBJ. [Retour au texte](#)

ANNEXE 1: PARAMÈTRES DE TRAITEMENT POUR LES DIFFÉRENTES MÉTHODES PROPOSÉES

1) Régression spatiale : Québec

- a) Éléments traités (variables dépendantes) : Cu, La, Ni, U, Zn.
- b) Autres variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Fe, K, Mg, Mn, P, Ti, V
- c) Liste des régressions effectuées :
 - i) Cu monoélément
 - (1) Variable dépendante : Cu
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, U, Zn
 - (3) Colonne résultats dans la base de données : Cu_RegSpatiale_ParElements (résiduelle)
 - ii) La monoélément
 - (1) Variable dépendante : La
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, U, Zn
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données : La_RegSpatiale_ParElements (résiduelle)
 - iii) Ni monoélément
 - (1) Variable dépendante : Ni
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, La, Mg, Mn, P, Ti, V, U, Zn
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données : La_RegSpatiale_ParElements (résiduelle)
 - iv) U monoélément
 - (1) Variable dépendante : U
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, Zn
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données : U_RegSpatiale_ParElements (résiduelle)
 - v) Zn monoélément
 - (1) Variable dépendante : Zn
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données : Zn_RegSpatiale_ParElements (résiduelle)
 - vi) Cu pour gisements de Cu-Ni-Fe magmatiques
 - (1) Variable dépendante : Cu

- (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Mn, P, Ti, U, V, Zn
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données :
Cu_RegSpatiale_ParElements_Magmatique (résiduelle)
- vii) Ni pour gisements de Cu-Ni-Fe magmatiques
- (1) Variable dépendante : Ni
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Mn, P, Ti, U, V, Zn
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données :
Ni_RegSpatiale_ParElements_Magmatique (résiduelle)
- viii) Cu pour gisements de Zn-Cu volcanogènes
- (1) Variable dépendante : Cu
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données : Cu_RegSpatiale_ParElement_VMS
(résiduelle)
- ix) Zn pour gisements de Zn-Cu volcanogènes
- (1) Variable dépendante : Zn
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données : Zn_RegSpatiale_ParElements_VMS
(résiduelle)
- x) Cu pour gisements de Cu-U-REE IOCG
- (1) Variable dépendante : Cu
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, Zn
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données Cu_RegSpatiale_ParElements_IOCG
(résiduelle)
- xi) La pour gisements de Cu-U-REE IOCG
- (1) Variable dépendante : La
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, Zn
 - (3) Colonnes résultats dans la base de données La_RegSpatiale_ParElements_IOCG
- xii) U pour gisements de Cu-U-REE IOCG
- (1) Variable dépendante : U
 - (2) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, Zn

(3) Colonnes résultats dans la base de données : U_RegSpatiale_ParElements_IOCG

xiii) Cu, La, Ni, U, Zn par l'analyse factorielle

(1) Variables dépendantes : Cu, La, Ni, U, Zn

(2) Variables explicatives : Facteurs 1 à 7 de l'analyse factorielle avec rotation varimax de la phase 1.

(3) Colonnes résultats dans la base de données : <nom de l'élément>_RegSpatiale_ParPCA

- d) Seuls les échantillons analysés par ICP ont été utilisés (~ 83 000 échantillons)
- e) Utilisation des valeurs nivelées lors de la phase 1 du projet
- f) Utilisation des logarithmes naturels des valeurs nivelées
- g) Rayon de recherche de 20km pour les régressions
- h) Points de régressions espacés de 20km
- i) Valeurs sous la limite de détection (NULL dans la base de données initiale) remplacées par la limite de détection du levé pour le traitement avant le traitement

2) Régression spatiale : Labrador

3) Statistique U

- a) Éléments traités : Cu, La Ni, U, Zn, As
- b) Logarithmes naturels des valeurs nivelées utilisées pour Cu, La, Ni, U, Zn pour l'ensemble des levés du Québec et du Labrador. Pas de remplacement des valeurs sous la limite de détection – valeurs exclues complètement du traitement.
- c) Pour Cu, Ni, Zn des levés de la SDBJ, les valeurs originales obtenues par absorption atomique ont été utilisées
- d) Pour As, données non-nivelées utilisées. Trois traitements :
 - i) Ensemble du Québec sauf les levés de la SDBJ et tous les levés du Labrador
 - ii) Données As par absorption atomique de la SDBJ
 - iii) Données As par activation neutronique de la SDBJ
- e) Logarithmes naturels des valeurs utilisées dans tous les cas
- f) Voisinage : 20km x 20km
- g) Aplatissement maximum : 4, par incréments de 1
- h) Incréments d'angles pour les ellipses : 20 degrés
- i) Nom des colonnes de la base de données :

- i) Statistique U : U_<nom de l'élément>
- ii) Rayon de l'anomalie : UR_<nom de l'élément>
- iii) Direction de l'anomalie : UA_<nom de l'élément>
- iv) Aplatissement de l'anomalie : UB_<nom de l'élément>

4) Méthodes géostatistiques

a) Subdivision du territoire par levés pour la construction des variogrammes :

- i) Levé du Grand-Nord : levé 1997520
- ii) Fosse du Labrador et Rae : levés 1984059, 1983059, 1983055, 1982055
- iii) Centre du Québec : levés 1983050, 1987050, 1996393.
- iv) Côte Nord
 - (1) pour contre-validation multivariable : levés 1988050, 1989050, 1983058.
 - (2) pour krigeage factoriel et contre-validation monovarié : levés 1988050, 1989050, 1983058, 1977500, 1977501, 1977502.
- v) Baie-James
 - (1) pour contre-validation multivariable : échantillons analysés par ICP des levés 1957001-XX et 1995004.
 - (2) pour krigeage factoriel et contre-validation monovarié : levés 1957001-XX et 1995004.

b) Modèle géostatistique : modèle imbriqué à 4 composantes

- i) Effet pépite
- ii) Exponentiel portée 8 km
- iii) Exponentiel portée 40km
- iv) K-Bessel anisotrope, portée et anisotropie variable selon les régions (varie de 80-150km)

c) Krigeage factoriel

- i) Éléments traités : Cu, Ni, La, U, Zn, As
- ii) Pour As des levées de la SDBJ (1957001-XX), 2 traitements
 - (1) As par absorption atomique
 - (2) As par activation neutronique
- iii) Utilisation des logarithmes naturels des valeurs

- iv) Analyses manquantes remplacées par les limites de détection des levés avant le traitement
- v) Composante à 8 km utilisée
- vi) Colonnes des résultats dans la base de données : <nom de l'élément>_FACT.

d) Contre-validation monovariante

- i) Éléments traités : Cu, Ni, La, U, Zn, As
- ii) Pour As des levées de la SDBJ (1957001-XX), 2 traitements
 - (1) As par absorption atomique
 - (2) As par activation neutronique
- iii) Utilisation des logarithmes naturels des valeurs
- iv) Analyses manquantes remplacées par les limites de détection des levés avant le traitement
- v) Colonnes des résultats dans la base de données : <nom de l'élément>_CV_MONO_Residuel

e) Contre-validation multivariante

- i) Éléments traités : Cu, Ni, La, U, Zn
- ii) Utilisation des logarithmes naturels des valeurs
- iii) Analyses manquantes remplacées par les limites de détection des levés avant le traitement
- iv) Toutes les variables utilisées au point de contre-validation sauf la variable dépendante.
- v) Liste des contre-validations multivariantes effectuées :
 - (1) Cu monoélément
 - (a) Variable dépendante : Cu
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, U, Zn
 - (c) Colonne résultats dans la base de données : Cu_CV_Multi_Residuel (résiduelle)
 - (2) La monoélément
 - (a) Variable dépendante : La
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, U, Zn
 - (c) Colonnes résultats dans la base de données : La_CV_Multi_Residuel (résiduelle)
 - (3) Ni monoélément
 - (a) Variable dépendante : Ni
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, La, Mg, Mn, P, Ti, V, U, Zn

- (c) Colonnes résultats dans la base de données : Ni_CV_Multi_Residuel (résiduelle)
- (4) U monoélément
 - (a) Variable dépendante : U
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, Zn
 - (c) Colonnes résultats dans la base de données : U_CV_Multi_Residuel (résiduelle)
- (5) Zn monoélément
 - (a) Variable dépendante : Zn
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, Cr, Cu, Fe, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V
 - (c) Colonnes résultats dans la base de données : Zn_CV_Multi_Residuel (résiduelle)
- (6) Cu pour gisements de Cu-Ni-Fe magmatiques
 - (a) Variable dépendante : Cu
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Mn, P, Ti, U, V, Zn
 - (c) Colonnes résultats dans la base de données : Cu_CV_Multi_Magmatique_Residuel (résiduelle)
- (7) Ni pour gisements de Cu-Ni-Fe magmatiques
 - (a) Variable dépendante : Ni
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Mn, P, Ti, U, V, Zn
 - (c) Colonnes résultats dans la base de données : Ni_CV_Multi_Magmatique_Residuel (résiduelle)
- (8) Cu pour gisements de Zn-Cu volcanogènes
 - (a) Variable dépendante : Cu
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V
 - (c) Colonnes résultats dans la base de données : Cu_CV_Multi_VMS_Residuel (résiduelle)
- (9) Zn pour gisements de Zn-Cu volcanogènes
 - (a) Variable dépendante : Zn
 - (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, La, Mg, Mn, Ni, P, Ti, U, V
 - (c) Colonnes résultats dans la base de données : Zn_CV_Multi_VMS_Residuel (résiduelle)
- (10) Cu pour gisements de Cu-U-REE IOCG

- (a) Variable dépendante : Cu
- (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, Zn
- (c) Colonnes résultats dans la base de données : Cu_CV_Multi_IOCG_Residuel (résiduelle)

(11) La pour gisements de Cu-U-REE IOCG

- (a) Variable dépendante : La
- (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, Zn
- (c) Colonnes résultats dans la base de données : La_CV_Multi_IOCG_R Residuel (résiduelle)

(12) U pour gisements de Cu-U-REE IOCG

- (a) Variable dépendante : U
- (b) Variables explicatives : Al, Ba, Ca, K, Mg, Mn, Ni, P, Ti, V, Zn
- (c) Colonnes résultats dans la base de données : U_CV_Multi_IOCG_Residuel (résiduelle)