
Réseaux neuronaux et prospectivité minérale

PROJET 2004-07

PAR : SYLVAIN TRÉPANIÉ

AVRIL 2005



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, Sylvain, 2005. Réseaux neuronaux et prospectivité minérale. Rapport du projet CONSOREM 2004-07, #51 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

Les réseaux neuronaux représentent une méthode puissante d'optimisation issue du domaine de l'intelligence artificielle. Son avancement a été particulièrement significatif depuis le début des années '90, avec le développement des technologies de l'information. Toutefois, la méthode reste peu connue et peu utilisée dans le domaine de l'exploration minérale au Québec. Ce projet vise à montrer ses principales possibilités et limitations à partir de différents exemples concrets d'application pour le territoire québécois.

Les réseaux neuronaux sont principalement utilisés pour des problèmes d'évaluation de fonctions complexes. Plusieurs applications sont possibles en géosciences. Un domaine classique d'application est l'évaluation de la prospectivité minérale d'une région à partir de la localisation de gisements connus et d'une série de couches de données géoscientifiques disponibles. Les réseaux neuronaux sont une des méthodes d'évaluation de prospectivité dites empiriques (« data-driven ») par opposition aux méthodes strictement conceptuelles (« knowledge-driven »). Toutefois, même dans le cas d'une méthode empirique comme les réseaux neuronaux, les connaissances conceptuelles sur les contrôles de la minéralisation doivent tout de même être utilisées lors du choix des couches d'information qui seront fournies au système.

Le premier exemple d'application concerne l'évaluation de la prospectivité minérale pour l'or dans la région de Val-d'Or – Malartic en Abitibi, à partir de différentes couches d'information lithologiques, géophysiques et structurales. Ces couches ont été choisies en considérant les modèles métallogéniques proposés pour l'or dans cette région. Les cartes de prospectivité produites grâce à cette méthode délimitent de façon très efficace les secteurs minéralisés connus. L'examen de l'importance relative des différentes couches en entrée dans le modèle mathématique élaboré par l'intelligence artificielle, montre une bonne concordance avec les contrôles connus des minéralisations aurifères orogéniques. De nouveaux secteurs sont ainsi définis pour l'exploration.

Finalement, une évaluation de la favorabilité pour des intrusions kimberlitiques à l'échelle de l'Amérique du Nord a été effectuée. Ce traitement est basé sur les données de tomographie sismique 3D, ainsi que sur les données gravimétriques et aéromagnétiques. La carte de favorabilité permet de reconnaître les grandes zones potentielles pour ces intrusions possiblement diamantifères. L'examen détaillé des différentes zones favorables au Québec montre une correspondance entre la forme des zones de favorabilité et les grandes directions des champs de kimberlites connus, particulièrement dans les Monts Otish, les Torngats et à la Baie James.

TABLE DES MATIÈRES

AVERTISSEMENT	ii
Résumé	iii
Table des matières	iv
Liste des figures	vi
Liste des tableaux	vi
1 Introduction	1
2 Concepts et aspects techniques	1
2.1 Intelligence artificielle	1
2.2 Méthodes d'évaluation de la prospectivité minérale	1
2.3 Neurones et réseaux de neurones artificiels	3
2.4 Types d'apprentissage	4
2.5 Contraintes sur les données en entrée et en sortie	4
2.6 Réseaux neuronaux de type « perceptron multicouche »	5
2.7 Méthodes d'évaluation des résultats	7
2.7.1 Séparation des cas d'apprentissage en sous-ensembles	7
2.7.2 Matrices de confusion	8
2.7.3 « Receiver-operating characteristics » (ROC).....	8
2.7.4 Probabilité de gisement par classe de prospectivité P(D/A)/P(D)	9
2.7.5 Analyse de sensibilité	9
2.8 Forces et faiblesses.....	10
3 Prospectivité minérale pour l'or dans la région de Val-d'Or – Malartic	11
3.1 Sélection de la région d'intérêt	11
3.2 Minéralisations aurifères de la région de Val-d'Or – Malartic.....	12
3.2.1 Gîtes d'or à veines de quartz-carbonates-tourmaline non déformées (type tardif)	12
3.2.2 Gîtes d'or dans des zones de brèches, disséminations ou veines de quartz-carbonates déformées (type précoce)	13
3.2.3 Gîtes d'or disséminé associé à des intrusions syénitiques	13
3.3 Couches d'information géoscientifiques	14
3.3.1 Maille des cellules.....	14
3.3.2 Couches en entrée	14
3.3.3 Transformation des couches de données brutes en couches d'information	15
3.3.3.1 Gravité brute.....	15
3.3.3.2 Dérivée verticale de la gravité	15
3.3.3.3 Signal analytique magnétique, première dérivée verticale du champ magnétique & intégration verticale du champ magnétique.....	15
3.3.3.4 Distance aux différentes familles de linéaments géophysiques & densité de linéaments.....	16
3.3.3.5 Compétence maximale, compétence minimale & différence de compétence des roches dans la cellule	16
3.3.3.6 Réactivité maximale, réactivité minimale & différence de réactivité des roches dans la cellule	17
3.3.3.7 Complexité lithologique.....	17
3.3.3.8 Distances aux failles de la carte géologique.....	17
3.3.3.9 Distances à la plus proche intrusion porphyrique intermédiaire	18
3.3.3.10 Distance à, et direction de la plus proche faille d'envergure crustale (zone tectonique de Cadillac)	18
3.3.3.11 Paléopressions UDEC & gradient horizontal de la paléopression UDEC	18
3.3.4 Choix de la couche de sortie (gisements)	19
3.3.4.1 Choix de la taille des minéralisations.....	19
3.3.4.2 Définition des minéralisations aurifères à retenir.....	19

3.3.5	Cellules stériles.....	20
3.4	Méthodologie de traitement.....	20
3.4.1	Topologie et caractéristiques du réseau utilisé	20
3.4.2	Problème du déséquilibre entre cellules de gîtes et cellules stériles	20
3.4.3	Séparation en groupes d'entraînement, de validation et de test.....	21
3.5	Résultats et discussion.....	22
3.5.1	Méthode 1 : Séparation en trois ensembles (50 % entraînement, 25 % validation, 25 % test) sans ajout de bruit de fond.....	22
3.5.2	Méthode 2 : Un seul ensemble (100 % entraînement) sans ajout de bruit de fond	26
3.5.3	Méthode 3 : Ajout de ± 10 % de bruit uniforme avec séparation en trois ensembles (50 % E, 25 % V, 25 % T)	29
3.5.4	Analyse de sensibilité	33
3.5.5	Comparaison entre les trois techniques	34
3.5.6	Définition de cibles pour l'exploration	34
4	Prospectivité minérale pour le diamant en Amérique du Nord	35
4.1	Sélection de la région d'intérêt	35
4.2	Couches d'information géoscientifiques.....	36
4.2.1	Maille des cellules.....	36
4.2.2	Couches en entrées.....	36
4.2.3	Transformation des couches de données brutes en couches d'information	36
4.2.3.1	Sismique	36
4.2.3.2	Gravimétrie et magnétisme	36
4.2.4	Choix de la couche de sortie (gisements)	37
4.3	Méthodologie de traitement.....	37
4.3.1	Topologie et caractéristiques du réseau utilisé	37
4.3.2	Problème du déséquilibre entre cellules de gîtes et cellules stériles	37
4.4	Résultats.....	38
4.4.1	Couche de sortie kimberlites diamantifères ou non.....	38
4.4.1.1	Méthode 1 : Séparation en trois ensembles (50 % entraînement, 25 % validation, 25 % test) sans ajout de bruit de fond, kimberlites diamantifères ou non.....	38
4.4.1.2	Méthode 2 : Ajout de ± 10 % de bruit uniforme avec séparation en trois ensembles (50 % E, 25 % V, 25 % T), kimberlites diamantifères ou non.....	41
4.4.2	Couche de sortie kimberlites diamantifères.....	43
4.4.2.1	Méthode 1 : Ajout de ± 10 % de bruit uniforme avec séparation en trois ensembles (50 % E, 25 % V, 25 % T), kimberlites diamantifères	43
5	Conclusions	48
	Remerciements	48
	RÉFÉRENCES	49
	Annexe 1 : Table des compétences et réactivités estimées des lithologies simplifiées de la carte géologique de Val-d'Or – Malartic.....	51

LISTE DES FIGURES

Figure 1.	Étapes de construction d'une carte de prospectivité minérale.....	2
Figure 2.	Neurone artificiel.....	4
Figure 3.	Réseaux de neurones de type "feed-forward" typique.....	5
Figure 4.	Illustration du problème du surentrainement dans les réseaux neuronaux.....	7
Figure 5.	Courbes "receiver-operating characteristics" (ROC).....	9
Figure 6.	Région d'intérêt de la carte de potentiel de la région de Val-d'Or – Malartic.....	12
Figure 7.	Compétences et réactivités des lithologies typiques des ceintures de roches vertes archéennes.....	17
Figure 8.	Carte de prospectivité minérale de l'or pour le feuillet 32D01, par la méthode de séparation en trois ensembles sans ajout de bruit.....	24
Figure 9.	Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie ouest du feuillet 32C04, par la méthode de séparation en trois ensembles sans ajout de bruit.....	25
Figure 10.	Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie est du feuillet 32C04 et le feuillet 32C03, par la méthode de séparation en trois ensembles sans ajout de bruit.....	25
Figure 11.	Courbe ROC pour la méthode avec 3 ensembles sans ajout de bruit.....	26
Figure 12.	Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie est du feuillet 32C04 et le feuillet 32C03, par la méthode avec un seul ensemble sans ajout de bruit.....	27
Figure 13.	Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie ouest du feuillet 32C04, par la méthode avec un seul ensemble sans ajout de bruit.....	28
Figure 14.	Carte de prospectivité minérale pour l'or pour le feuillet 32D01, par la méthode avec un seul ensemble sans ajout de bruit.....	28
Figure 15.	Courbe ROC pour la méthode avec ajout de 10 % de bruit et séparation en trois ensembles.....	30
Figure 16.	Carte de prospectivité minérale pour l'or pour le feuillet 32D01, par la méthode avec ajout de 10 % de bruit et séparation en trois ensembles.....	31
Figure 17.	Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie ouest du feuillet 32C04, par la méthode avec ajout de 10 % de bruit et séparation en trois ensembles.....	32
Figure 18.	Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie est du feuillet 32C04 et le feuillet 32C04, par la méthode avec ajout de 10 % de bruit et séparation en trois ensembles.....	32
Figure 19.	Région d'intérêt pour l'évaluation de la prospectivité du diamant en Amérique du Nord.....	35
Figure 20.	Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères ou non en Amérique du Nord, sans bruit ajouté.....	40
Figure 21.	Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères ou non au Québec et en Ontario, sans bruit ajouté.....	40
Figure 22.	Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères ou non en Amérique du Nord, méthode avec 10 % de bruit ajouté.....	42
Figure 23.	Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères ou non au Québec et en Ontario, méthode avec 10 % de bruit ajouté.....	43
Figure 24.	Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères en Amérique du Nord, avec 10 % de bruit ajouté.....	46
Figure 25.	Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères au Québec et en Ontario, avec 10 % de bruit ajouté.....	47

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.	Méthodes d'évaluation de la prospectivité minérale.....	2
Tableau 2.	Résumé des principaux contrôles sur la minéralisation.....	14
Tableau 3.	Liste des couches d'information utilisées pour l'application des réseaux neuronaux à la prospectivité minérale pour l'or dans la région de Val-d'Or – Malartic.....	18
Tableau 4.	Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement avec séparation en trois ensembles, sans bruit ajouté.....	23

Tableau 5. Matrice de confusion de l'ensemble de validation avec séparation en trois ensembles, sans bruit ajouté.	23
Tableau 6. Matrice de confusion de l'ensemble de test avec séparation en trois ensembles, sans bruit ajouté.	23
Tableau 7. Statistiques de probabilités conditionnelles de gisements selon les classes de prospectivité, séparation en trois ensembles.	24
Tableau 8. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement, méthode à un seul ensemble.	26
Tableau 9. Statistiques de probabilités conditionnelles de gisements selon les classes de prospectivité, un seul ensemble (100 % entraînement).	27
Tableau 10. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement avec 10 % de bruit uniforme.	29
Tableau 11. Matrice de confusion de l'ensemble de validation avec 10 % de bruit uniforme.	29
Tableau 12. Matrice de confusion de l'ensemble de test avec 10% de bruit uniforme.	29
Tableau 13. Statistiques de probabilités conditionnelles de gisements selon les classes de prospectivité, 10 % de bruit uniforme.	31
Tableau 14. Densité de forages existants par classe de prospectivité, 10 % de bruit uniforme.	31
Tableau 15. Analyse de sensibilité pour l'ensemble des cellules de la carte de prospectivité pour l'or.	33
Tableau 16. Matrice de confusion de l'ensemble de test pour les kimberlites diamantifères ou non, sans bruit de fond.	38
Tableau 17. Matrice de confusion de l'ensemble de validation pour les kimberlites diamantifères ou non sans bruit de fond.	39
Tableau 18. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement pour les kimberlites diamantifères ou non sans bruit de fond.	39
Tableau 19. Statistiques de probabilités conditionnelles de kimberlites selon les classes de prospectivité, sans bruit ajouté.	39
Tableau 20. Matrice de confusion de l'ensemble de test pour les kimberlites diamantifères ou non, avec ± 10 % de bruit uniforme.	41
Tableau 21. Matrice de confusion de l'ensemble de validation pour les kimberlites diamantifères ou non avec ± 10 % de bruit uniforme.	41
Tableau 22. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement pour les kimberlites diamantifères ou non avec ± 10 % de bruit uniforme.	42
Tableau 23. Statistiques de probabilités conditionnelles de kimberlites diamantifères ou non selon les classes de prospectivité, avec 10 % de bruit ajouté.	42
Tableau 24. Matrice de confusion de l'ensemble de test pour les kimberlites diamantifères avec ± 10 % de bruit uniforme.	43
Tableau 25. Matrice de confusion de l'ensemble de validation pour les kimberlites diamantifères avec ± 10 % de bruit uniforme.	44
Tableau 26. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement pour les kimberlites diamantifères avec ± 10 % de bruit uniforme.	44
Tableau 27. Analyse de sensibilité pour le traitement des kimberlites diamantifères.	45

1 INTRODUCTION

La quantité d'information géoscientifique accessible aux géologues d'exploration s'est accrue de façon spectaculaire durant les dernières années. Ce progrès est dû à la fois au développement rapide des technologies de l'information, au développement de nouvelles techniques d'acquisition de données et aux initiatives des différents gouvernements pour rendre ces données facilement accessibles. Toutefois, leur intégration présente plusieurs défis. Idéalement, toutes les informations disponibles pour pouvoir prendre de meilleures décisions d'exploration seraient combinées simultanément. Par contre, les outils traditionnels, tels que les cartes multicouches et les graphiques en deux ou trois dimensions, limitent la visualisation et l'interprétation à un nombre fini et relativement limité de couches.

Certaines technologies issues du domaine de l'intelligence artificielle fournissent des méthodes innovatrices de traitement de données applicables à l'exploration minière. Ces méthodes permettent d'intégrer une très grande quantité de données comprenant un nombre illimité de couches d'information. Les réseaux neuronaux sont l'une de ces technologies de pointe issues de l'intelligence artificielle qui ont connu récemment un développement significatif. Leur puissance de traitement et leur souplesse attirent depuis quelques années l'attention d'un nombre grandissant de chercheurs de tous les domaines scientifiques, y compris les géosciences.

Ce projet a comme objectif principal de tester l'utilité des réseaux neuronaux dans le domaine de l'exploration minière. Différents exemples d'applications pour l'évaluation de la prospectivité minière seront présentés.

2 CONCEPTS ET ASPECTS TECHNIQUES

2.1 Intelligence artificielle

Il existe deux principales approches de mise en œuvre de l'intelligence artificielle (IA). La première méthode, dite descendante, consiste à élaborer une série de règles logiques qui permettent à l'IA de résoudre des problèmes qui lui sont présentés par la suite. Les règles doivent être déterminées par un expert humain du domaine d'application. À l'inverse, la méthode dite ascendante consiste à bâtir un système qui va pouvoir déterminer par lui-même la méthode avec laquelle le problème pourra être résolu.

2.2 Méthodes d'évaluation de la prospectivité minière

Le processus de construction de cartes de prospectivité minière est résumé par Pan et Harris (2000; **Figure 1**). D'abord, considérons qu'une série d'informations géoscientifiques brutes (p.ex. la carte lithologique, la localisation des failles et des plis, un levé aéromagnétique, un levé gravimétrique, etc.) soit disponible pour la région d'intérêt. Ces couches de données brutes sont en général nettement insuffisantes pour évaluer de façon efficace la prospectivité minière.

Bien que l'information brute nécessaire à la délimitation de cibles soit généralement disponible, dans la majorité des cas, cette information est dans une forme peu informative. Des traitements sont nécessaires pour transformer les couches de données brutes en couches d'information significatives qui deviendront les couches d'entrée pour les gisements. À partir d'un levé aéromagnétique brut par exemple, la première dérivée verticale peut être calculée, ce qui devient une couche d'information. À partir de la carte géologique, la distance de chaque point de notre région par rapport à la plus proche intrusion granitique peut également être calculée. Aussi, les couches d'information peuvent être le résultat d'une combinaison

de plusieurs couches de données brutes. Par exemple, délimiter des linéaments sur les données aéromagnétiques et sur les données gravimétriques et en produire une seule couche unifiée de linéaments. Enfin, des couches d'information peuvent être dérivées d'autres couches d'information, par exemple en produisant des couches représentant les distances aux différents linéaments.

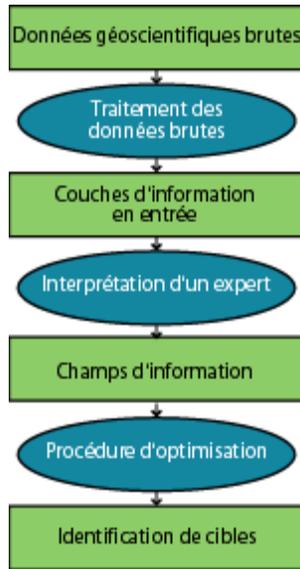


Figure 1. Étapes de construction d'une carte de prospectivité minérale. Modifié de Pan et Harris (2000).

Deux méthodes d'évaluation de la prospectivité minérale sont distinguées (**Tableau 1**) et l'une ou l'autre de ces méthodes est appliquée à l'étape « *procédure d'optimisation* » du processus décrit à la **Figure 1**. Ces deux méthodes sont très analogues à celles décrites dans le domaine de l'intelligence artificielle. Les méthodes basées sur les données (« *data driven* ») consistent à calculer les paramètres du modèle de prospectivité, alors que les méthodes basées sur les concepts (« *knowledge driven* ») sont basées sur les règles estimées par un expert (Bonham-Carter, 1994).

Tableau 1. Méthodes d'évaluation de la prospectivité minérale.

Type	Méthode
Méthodes basées sur les <i>données</i>	Réseaux neuronaux
	Régression logistique
	Poids des évidences
	Algorithmes génétiques
Méthodes basées sur les <i>concepts</i>	Logique floue
	Systèmes experts

Les méthodes basées sur les données nécessitent la présence de minéralisations connues qui vont servir de points de contrôle pour l'optimisation. Elles sont donc uniquement applicables dans des régions déjà relativement explorées. Les méthodes conceptuelles sont par contre applicables dans tous les cas. Le principal désavantage des méthodes conceptuelles est que des choix très précis doivent être faits sur les règles d'inférence qui seront utilisées dans l'optimisation. La détermination des règles se base sur la connaissance d'un ou plusieurs experts et peut être subjective selon les différentes opinions ou modèles

en vogue. Les méthodes basées sur les données ont l'avantage de faire moins de suppositions a priori sur les contrôles de la minéralisation. D'autre part, elles permettent également, avec une utilisation judicieuse de points de contrôle a posteriori, de vérifier de façon rigoureuse la qualité de l'évaluation de la prospectivité.

Peu importe la méthode conceptuelle ou empirique, la transformation des couches de données brutes en couches de données d'information doit être effectuée. Dans cette étape, un expert du domaine d'application doit déterminer quelles couches d'information devront être extraites à partir des données brutes. Cette détermination est faite en tenant compte des idées concernant les guides de prospection de la minéralisation qu'on veut évaluer. Ceci implique que, même dans une méthode basée sur les données, l'utilisation de concepts de métallogénie du type de gisement recherché est indispensable pour savoir quelles couches donner au système. La différence est que dans le cas d'une méthode basée sur les données, c'est le système et non un expert qui décide comment les couches d'information devront être combinées et quel poids assigner à chacune des couches.

2.3 Neurones et réseaux de neurones artificiels

Les réseaux neuronaux font partie des méthodes de réalisation de l'intelligence artificielle qui sont dites ascendantes. Il s'agit ici de créer des répliques électroniques des cerveaux biologiques qui seront capables de résoudre un ensemble de problèmes très divers. Dans le cas présent, on parle de réseaux de neurones artificiels pour bien les distinguer des réseaux de neurones biologiques. Toutefois, on tend souvent à laisser tomber le terme « artificiel » en sous-entendant qu'on parle bien des réseaux artificiels; ce qui sera également le cas dans les sections suivantes de ce rapport.

Les réseaux de neurones artificiels ressemblent à leurs équivalents biologiques sous plusieurs aspects :

- La connaissance est acquise par le réseau grâce à un processus d'apprentissage.
- La connaissance est stockée dans la force des connexions entre neurones, appelées synapses.
- Les neurones eux-mêmes font un traitement simple sans stocker l'information.

Le composant de base d'un réseau artificiel de neurones est le neurone artificiel lui-même. Il s'agit d'une entité qui effectue un traitement qui est relativement simple (**Figure 2**). D'abord, tout comme son équivalent biologique, le neurone artificiel est connecté à un nombre quelconque de neurones en amont par une série de connexions appelées dendrites. Chacune des dendrites reçoit un signal d'un neurone précédent dans le réseau et chacune d'elles a également un poids. Le travail du neurone est de prendre l'ensemble de l'information contenue dans tous ces signaux entrants venant d'autres neurones, de faire un certain traitement et d'envoyer un signal unique résultant vers tous les neurones suivants, par le biais d'une connexion appelée axone. On parle d'un réseau de neurones lorsque plusieurs neurones sont connectés selon une organisation prédéfinie. Il est à noter que les signaux entre neurones voyagent de façon unidirectionnelle.

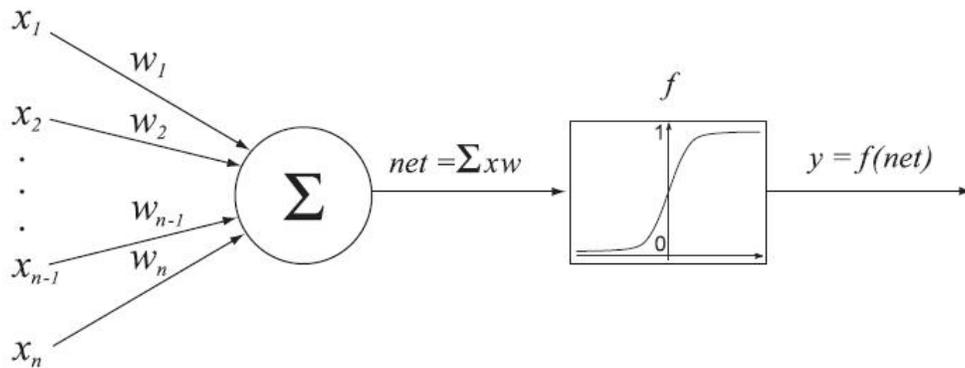


Figure 2. Neurone artificiel. Tiré de Brown et al.(2000).

2.4 Types d'apprentissage

Trois grands types de réseaux neuronaux se distinguent selon le type d'apprentissage utilisé :

1. Apprentissage supervisé : l'apprentissage est fait en montrant au réseau des cas ou des exemples dont le résultat est connu et déterminé à l'avance par un expert humain. Chaque cas avec toutes ses variables explicatives (ou variables en entrée) est présenté au réseau et celui-ci tente de comprendre comment ces variables se relient ensemble pour donner le résultat désiré (ou variables en sortie). Par exemple, dans le cas de l'évaluation de la prospectivité minérale d'une région, chaque cas pourrait représenter une petite portion du secteur (cellule), qui comprend une série d'informations géoscientifiques (données en entrées) permettant d'expliquer la présence ou non de minéralisation (résultat désiré, en sortie).
2. Apprentissage non supervisé : le réseau trouve lui-même des catégories naturelles dans les données, ce qui se rapproche des algorithmes statistiques de classification par grappes.
3. Apprentissage mixte : combiner dans un grand réseau les deux types de réseaux, en utilisant typiquement d'abord un réseau non supervisé puis un réseau supervisé.

La plupart des applications utilisent l'apprentissage supervisé, de même que les applications qui seront présentées dans ce rapport.

2.5 Contraintes sur les données en entrée et en sortie

En théorie, il n'y a pas de limite au nombre de couches de données en entrée qui peuvent être utilisées dans un réseau de neurones. Les données peuvent être de tout type, catégorique ou numérique. Dans le cas des données catégoriques, un codage binaire est utilisé, qui crée en réalité un nombre de couches de données binaires égal au nombre de catégories distinctes dans la variable. En pratique, la présence d'un nombre très important de couches de données en entrée tend à diminuer les performances du réseau. Dans le cas de données catégoriques contenant un grand nombre de catégories différentes, ceci peut devenir problématique. Il est souvent préférable de réduire le nombre de catégories ou de trouver une transformation numérique des catégories dans de tels cas.

Prenons l'exemple d'une variable catégorique ayant trois possibilités, soit une variable donnant la couleur : rouge, bleu, vert. Un cas d'apprentissage serait alors codé de la façon suivante pour la couleur

bleue : 0-1-0. Dans ce cas, à partir de la variable catégorique unique, trois variables binaires doivent être créées.

Le nombre de couches de données en sortie, c'est-à-dire le(s) résultat(s) désiré(s), n'est également pas limité. Ceci permet de résoudre des problèmes de classification contenant plusieurs classes catégoriques. Dans de tels cas, comme dans le cas des couches de données en entrée, des couches binaires additionnelles sont alors créées en sortie. En pratique toutefois, un grand nombre de catégories en sortie tend également à faire diminuer de façon notable les performances du réseau.

2.6 Réseaux neuronaux de type « perceptron multicouche »

Il existe de nombreuses façons différentes de mettre en œuvre des réseaux neuronaux. Des topologies (c.-à-d. des façons de connecter les neurones) très diverses peuvent être utilisées, de même que de nombreux algorithmes d'apprentissage et de nombreuses variantes. Dans le cadre de ce rapport, le type de réseau le plus simple et le plus répandu sera présenté en exemple pour comprendre les principes de fonctionnement généraux des réseaux de neurones.

Le type de réseaux de neurones « perceptron multicouche » est probablement le plus connu et le plus populaire, puisqu'il est relativement simple et qu'il fonctionne bien pour une grande variété de problèmes (Masters, 1993). Le perceptron multicouche est un réseau orienté de neurones artificiels organisé en couches et où l'information voyage dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie (Parizeau, 2004). La discussion suivante est inspirée de différentes sources, dont Brown et al. (2000), Masters (1993) et Shigeo (1997).

Un réseau de ce type est divisé en trois couches ou plus : la couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et la couche de sortie (**Figure 3**). Le nombre de neurones de la couche d'entrée et de sortie est fixé par les données du problème à résoudre. Dans le cas des couches cachées, le nombre de neurones peut être déterminé par l'utilisateur du réseau.

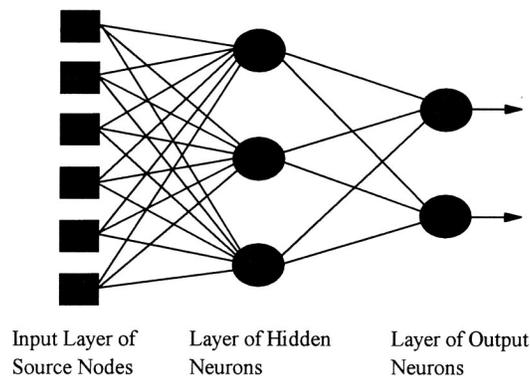


Figure 3. Réseaux de neurones de type "feed-forward" typique. Tiré de Pan et Harris (2000).

La couche d'entrée correspond aux variables en entrée disponibles pour le problème. Cette couche contient ainsi le même nombre de neurones que le nombre de variables en entrée. Contrairement aux neurones des autres niveaux, les neurones de la couche d'entrée ne font pas de traitement. Ils ont seulement une connexion synaptique entrante, qui est la valeur brute de la variable correspondante, et ne font pas de traitement sur cette valeur, l'envoyant simplement aux neurones du niveau suivant par le biais de synapses.

Chacun des neurones de la couche d'entrée est connecté à tous les neurones de la première couche cachée par le biais de connexions synaptiques. De la même façon, chacun des neurones de la première couche cachée est connecté à tous les neurones de la couche suivante, et ainsi de suite. Il y a donc une matrice de connexions entre chaque niveau adjacent. Les neurones de chaque couche, de même que les neurones des couches suivantes, effectuent un traitement simple. Ce traitement est le même pour toutes les couches (excepté la couche d'entrée qui n'est pas affectée par le traitement, comme expliqué ci-dessus). Le résultat de ce traitement pour un neurone donné correspond à sa *valeur d'activation*.

Le traitement par un neurone se fait en trois étapes. D'abord, pour chaque connexion avec un neurone du niveau précédent, une valeur est calculée et correspond au produit de la valeur d'activation du neurone précédent et du poids de la connexion synaptique reliant les deux neurones. Ensuite, la somme de ces valeurs pour chacun des neurones est calculée. Finalement, une fonction non linéaire résultant de cette somme (fonction d'activation) est appliquée. Différentes fonctions d'activation peuvent être utilisées, par exemple une tangente hyperbolique, une fonction logistique, etc.

Ce processus est d'abord effectué en partant de la couche d'entrée, puis de façon successive pour chacune des couches, jusqu'à la couche de sortie. La couche de sortie comprend un nombre de neurones correspondant au nombre de variables en sortie (variables désirées). Le calcul donne ainsi le ou les résultats des valeurs en sortie selon l'état actuel du réseau pour le cas d'apprentissage courant. Cette phase du calcul se nomme la phase « feed-forward » du traitement.

Le résultat obtenu durant la phase « feed-forward » est alors comparé au résultat connu pour le cas d'apprentissage courant (ou à plusieurs résultats si on a plusieurs valeurs en sortie). À ce moment, on constate la différence entre la valeur obtenue et la valeur connue, c.-à-d. l'erreur. Différentes façons de calculer cette erreur, ou fonction d'erreur, peuvent être utilisées. La méthode la plus courante est de prendre le carré de la différence entre la valeur obtenue et la valeur connue.

La phase suivante, dite de rétropropagation de l'erreur, consiste à modifier les valeurs des connexions synaptiques des différents niveaux dans le but de rapprocher la valeur obtenue de la valeur connue. On commence la modification des connexions par la couche qui relie la couche en sortie de la dernière couche cachée, et ainsi de suite jusqu'à modifier les valeurs des connexions entre la couche en entrée et la première couche cachée. Le préfixe « rétro » désigne donc ce processus par lequel on part de la fin du réseau (c.-à-d. la couche de sortie) et on revient vers le départ, à l'opposé de la phase « feed-forward ». Les détails mathématiques de l'algorithme de rétropropagation ne sont pas abordés ici, mais peuvent être trouvés dans un des nombreux ouvrages de référence disponibles sur les réseaux neuronaux (Masters, 1993; Shigeo, 1997; Kartalopoulos, 1996).

L'algorithme de traitement d'un réseau perceptron peut être résumé de la façon suivante, tant que l'erreur moyenne sur les résultats en sortie n'est pas satisfaisante :

- Pour chaque cas d'apprentissage, il faut :
 - calculer les valeurs de sortie selon l'état actuel du réseau (phase « feed-forward ») et le cas d'apprentissage courant;
 - comparer la valeur obtenue avec la valeur connue du cas d'apprentissage;
 - modifier les poids des connexions synaptiques entre les couches, en partant de la dernière, pour rapprocher la valeur obtenue de la valeur connue (phase de rétropropagation de l'erreur).
- Passer au cas d'apprentissage suivant.
- Passer au *cycle* de traitement suivant.

2.7 Méthodes d'évaluation des résultats

2.7.1 Séparation des cas d'apprentissage en sous-ensembles

Les réseaux neuronaux permettent d'évaluer des fonctions très diverses, incluant des fonctions non linéaires et/ou discontinues. Leur capacité d'apprentissage est si grande que des problèmes peuvent subvenir si l'apprentissage dure trop longtemps. Ce problème est appelé le problème du surentraînement. Une bonne façon d'illustrer ceci est de considérer une fonction linéaire très simple du type $y = x$ (**Figure 4**). Supposons que des cas d'apprentissage réels sont disponibles. Supposons aussi que ces cas d'apprentissage comportent un bruit de fond aléatoire, comme ce serait le cas par exemple de résultats d'analyses chimiques. Dans un tel cas, une certaine déviation de la droite $y = x$ peut être obtenue. Si un entraînement se prolonge assez longtemps sur un réseau de neurones comportant un nombre suffisant de neurones, le réseau peut trouver une solution qui passe par les points d'observation (ligne courbe sur la **Figure 4**), plutôt que de trouver la solution générale correspondant à $y = x$. On parle alors de surentraînement.

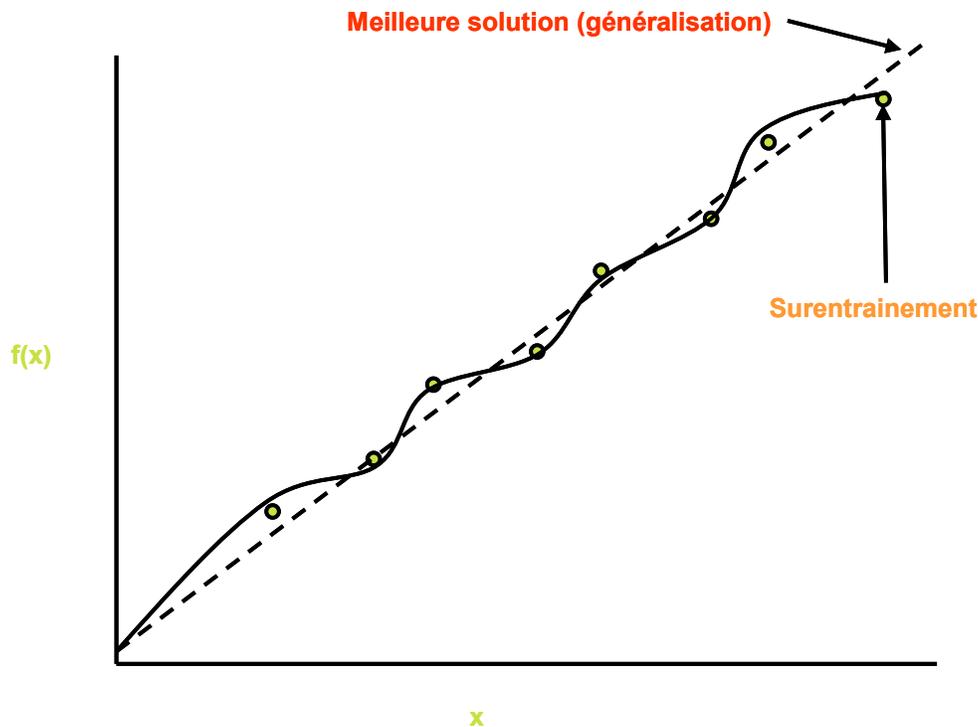


Figure 4. Illustration du problème du surentraînement dans les réseaux neuronaux.

Pour éviter ce problème de surentraînement, une partie des cas d'apprentissage disponibles peut servir à former un ensemble de cas qui serviront à vérifier la généralisation de la solution trouvée au cours de l'entraînement. Normalement, le choix des cas qui sont mis de côté pour cette fin est fait aléatoirement. Ces cas constituent l'ensemble de *validation*. Les cas qui sont vraiment utilisés pour le traitement sont plutôt appelés les *cas d'entraînement*. L'idée est de calculer à chaque cycle de l'entraînement du réseau l'erreur moyenne des cas de l'ensemble d'évaluation. Lorsque l'erreur moyenne de l'ensemble de validation se met à augmenter lors du traitement, cela signifie que la solution devient trop spécifique et que le traitement devrait être arrêté. Il faut bien comprendre que cet ensemble de

validation n'est pas utilisé pour l'entraînement et que les poids des connexions synaptiques ne sont pas changés en fonction de leurs valeurs. Ils sont donc relativement indépendants du traitement.

Normalement, un troisième ensemble de cas est également formé à partir des cas d'apprentissage disponibles au départ. Ce troisième ensemble, dit *ensemble de test*, est utilisé pour vérifier la qualité du traitement a posteriori, sur un ensemble de cas que le réseau n'a pas encore vu. Cette évaluation « à l'aveugle » permet de confirmer la bonne généralisation de la solution à la toute fin.

En résumé, les cas d'apprentissage disponibles sont divisés aléatoirement en trois groupes :

1. Cas d'entraînement, pour le traitement comme tel;
2. Cas de validation, pour éviter le surentraînement;
3. Cas de test, pour voir a posteriori si tout s'est bien passé.

2.7.2 Matrices de confusion

Outre le calcul de l'erreur moyenne au carré sur l'ensemble des cas, différentes méthodes d'évaluation des résultats peuvent être utilisées. Pour les problèmes de classification, c.-à-d. avec des variables catégoriques en sortie, les matrices de confusions sont très utiles pour évaluer les résultats. Dans une matrice de confusion, on compte le nombre ou le pourcentage de cas d'apprentissage correctement classés par rapport à ceux qui sont mal classés par le réseau. Dans une classification parfaite, la grande diagonale de la matrice comporte des résultats à 100 %, et toutes les autres valeurs seraient à 0 %.

2.7.3 « Receiver-operating characteristics » (ROC)

Les graphiques de type « receiver-operating characteristics » (ROC) consistent à montrer graphiquement comment varie la classification selon le seuil utilisé pour la prospectivité. En abscisse, on montre la proportion de fausses alertes qui correspond ainsi à la proportion de cellules stériles marquées comme des gisements. En ordonnée, on trouve la proportion de non-détection, soit la proportion de gisements classés comme stériles. Dans ces graphiques, une ligne droite dénote une classification totalement inefficace. Plus la courbe est près des axes, meilleure est la classification (**Figure 5**). Une classification aléatoire, donc totalement inefficace, donnerait une droite passant par les points 1,0 et 0,1.

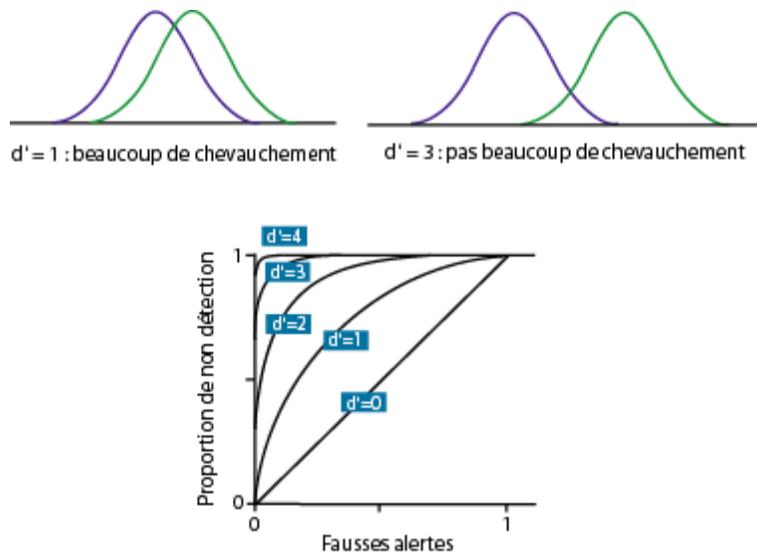


Figure 5. Courbes "receiver-operating characteristics" (ROC).
Modifié de : <http://www-psych.stanford.edu/~lera/psych115s/notes/signal/>.

2.7.4 Probabilité de gisement par classe de prospectivité $P(D/A)/P(D)$

Supposons qu'on divise les valeurs de prospectivité minérale en plusieurs intervalles discrets, appelés classes de prospectivité. Une classe de prospectivité élevée devrait contenir une grande quantité de gisements dans une aire relativement petite. Cette dernière proposition peut être exprimée de la façon suivante (Brown et al., 2000) :

$$P(D/A)/P(D) = [n(Da) / n(Dtotal)] / [n(A) / n(T)]$$

Dans cette équation, $n(Da)$ représente le nombre de gisements dans la classe de prospectivité, $n(Dtotal)$ est le nombre total de gisements, $n(A)$ est l'aire occupée par la classe de prospectivité et $n(T)$ est l'aire totale. $P(D/A)$ est la probabilité de trouver un gisement dans la classe de prospectivité et $P(D)$ est la probabilité de trouver un gisement dans la carte entière. Pour une classe de prospectivité élevée, les valeurs devraient être supérieures à 1, pour une classe moyenne, les valeurs devraient être près de 1 (c.-à-d. que la probabilité de trouver un gisement est équivalente à choisir une cellule au hasard), alors que pour une classe faible, les valeurs devraient être inférieures à 1 (c.-à-d. que la probabilité de trouver un gisement est moins bonne que si on choisit une cellule au hasard).

2.7.5 Analyse de sensibilité

Il peut être très intéressant de savoir quelles sont les couches d'information qui contribuent de façon importante au modèle de prospectivité. Pour ce faire, une analyse de sensibilité a été effectuée. L'idée de base d'une telle analyse est de voir comment varie la prospectivité lorsque l'on garde toutes les couches d'information constantes sauf une, et que l'on fait varier cette dernière couche systématiquement. La

variation de prospectivité donne alors une indication de l'importance de cette couche individuelle sur le modèle final.

La question qui se pose pour faire une telle analyse est la suivante : « à quelles valeurs fixer les autres couches avant de faire varier celle qui nous intéresse ? » Bien entendu, le modèle mathématique créé par les réseaux neuronaux est multidimensionnel. En conséquence, il est possible qu'à l'endroit de l'espace multidimensionnel auquel les autres variables sont gardées, la variable à estimer ne varie pas, alors qu'ailleurs elle le ferait.

Pour contourner partiellement ce dernier problème, il est possible d'effectuer l'analyse de sensibilité un grand nombre de fois, en choisissant chaque fois des valeurs constantes différentes pour les autres couches. Il faut toutefois choisir soigneusement les valeurs des autres couches pour qu'elles soient des valeurs plausibles dans l'espace multidimensionnel. En effet, on veut éviter de se retrouver à faire l'analyse de sensibilité dans des zones d'extrapolation. Pour ce faire, les valeurs constantes choisies dans les analyses de sensibilité effectuées représentent de vraies cellules de la carte. Pour chacune de ces cellules, on fait varier la valeur de la couche d'information dont on veut évaluer la sensibilité, en choisissant les percentiles de 5 à 95 % de cette couche. On calcule la sensibilité en faisant la différence entre le maximum et le minimum pour ces percentiles et on en calcule la moyenne sur toutes les cellules choisies. Cette moyenne représente alors la sensibilité semi-quantitative de cette couche d'information qu'il est possible de mettre en contexte par rapport aux autres couches.

2.8 Forces et faiblesses

Les réseaux neuronaux permettent de résoudre de nombreux problèmes pertinents à de nombreux domaines. Leurs principales forces sont les suivantes :

- Capacité d'évaluer des fonctions quelconques, possiblement très complexes (discontinues, non linéaires, périodiques, etc.).
- Non nécessité de savoir comment résoudre le problème ; le réseau s'occupe de trouver la méthode de résolution à partir des données.
- Capacité de bien performer en présence de bruit de fond important dans les données, ou en présence de variables non-normales ou colinéaires.
- Possibilité d'éliminer l'effet de variables inutiles en entrée avec suffisamment de neurones.
- Résultats vérifiables a posteriori par la séparation des cas d'apprentissage en sous-ensembles (entraînement, validation et test).

Les réseaux neuronaux ont également des faiblesses qui doivent être soulignées :

- Difficulté de comprendre comment le réseau fait pour passer des données en entrée aux résultats; le calcul mathématique est si compliqué qu'il est pratiquement impossible à simplifier, même dans les cas les plus simples.
- Difficulté de comprendre les liens entre les entrées et les sorties sans l'aide d'autres méthodes.
- Entraînement peut être long en présence de nombreux cas.
- Nécessité d'un grand nombre de cas d'entraînement pour arriver à une bonne solution, surtout si le problème est complexe.

En résumé, on utilise les réseaux neuronaux pour les raisons suivantes :

- Il n'y a pas d'algorithme mathématique connu pour trouver la solution.
- On a une grande quantité de variables en entrée.
- Le problème est très complexe.
- Il y a de nombreux exemples d'apprentissage disponibles.
- Il n'est pas essentiel de comprendre les liens qui existent entre les données en entrée et en sortie.

3 PROSPECTIVITÉ MINÉRALE POUR L'OR DANS LA RÉGION DE VAL-D'OR – MALARTIC

Les réseaux neuronaux peuvent être utilisés pour déterminer la prospectivité minérale de régions contenant des minéralisations déjà connues (Brown et al., 2000; Brown et al., 2003b; Bougrain et al., 2003; Pan et Harris, 2000; Singer et Kouda, 1996; Porwal et al., 2003). L'idée est d'utiliser la localisation des minéralisations connues et les différentes couches d'information extraites et de laisser le réseau de neurones déterminer la combinaison des couches expliquant la localisation des gisements. Par la suite, le réseau peut être utilisé sur l'ensemble de la région pour évaluer sa prospectivité.

3.1 Sélection de la région d'intérêt

La région choisie correspond à la partie centrale des feuillets SNRC 32C03, 32C04 et 32D01 (**Figure 6**). Il s'agit du secteur de Val-d'Or – Malartic. C'est sans contredit le secteur au Québec contenant la plus grande concentration de minéralisations aurifères. De nombreuses données géoscientifiques de qualité y sont également disponibles, ce qui en fait un secteur idéal pour une application des réseaux neuronaux.

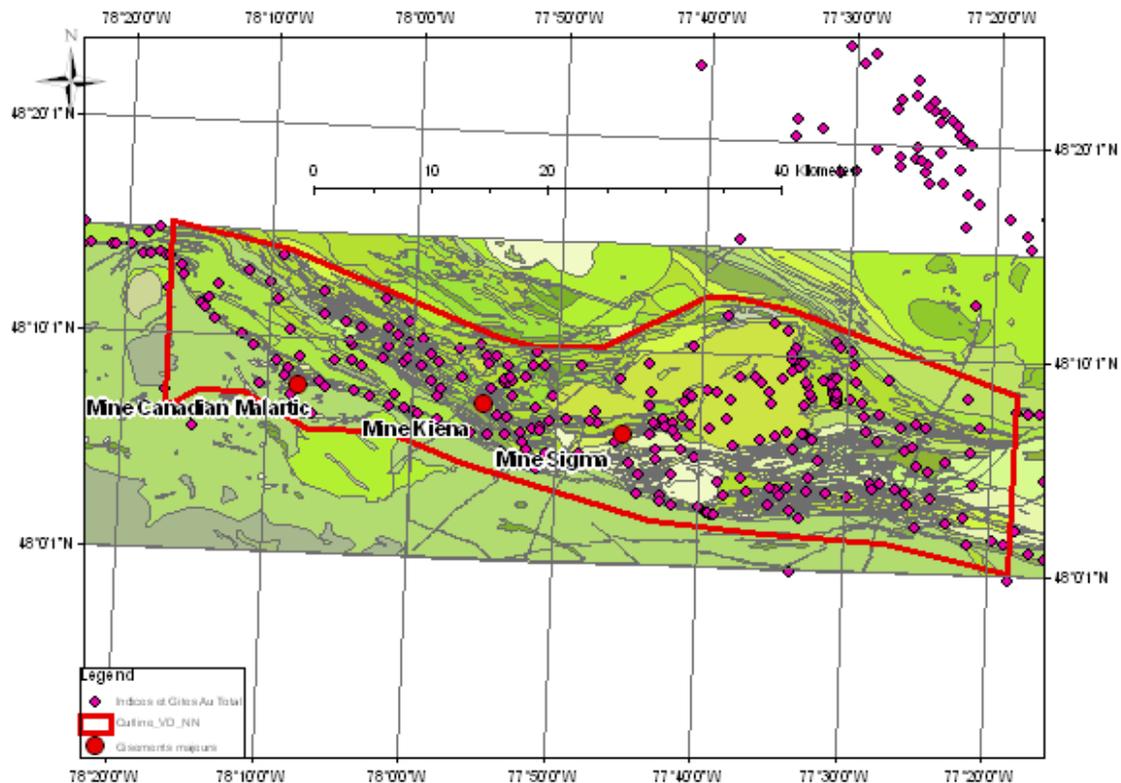


Figure 6. Région d'intérêt de la carte de potentiel de la région de Val-d'Or – Malartic (géologie modifiée de SIGEOM).

3.2 Minéralisations aurifères de la région de Val-d'Or – Malartic

Dans le cas de la région de Val-d'Or – Malartic, on peut trouver plusieurs types de minéralisations aurifères ayant l'or comme substance principale :

1. Gîtes d'or à veines de quartz-carbonates-tourmaline non déformées (type tardif; Pilote et al., 2000).
2. Gîtes d'or dans des zones de brèches, disséminations, ou veines de quartz-carbonates déformées; type précoce (Pilote et al., 2000).
3. Gîtes d'or disséminé associé avec des intrusions (type syénitique; Robert, 2001).
4. Gîtes de sulfures massifs volcanogènes aurifères.

Le type 4 n'est pas un gisement d'or comme tel et devrait être écarté.

3.2.1 Gîtes d'or à veines de quartz-carbonates-tourmaline non déformées (type tardif)

Il s'agit de gisements de type « or orogénique tardif » typique. Ce sont des gisements qui se forment en régime de compression – transpression, dans des ceintures de roches ayant subi le métamorphisme régional durant des orogénies d'accrétion ou de collision (Groves et al., 1998). La minéralisation est tardi-tectonique vis-à-vis les roches encaissantes, mais il est considéré que les processus orogéniques se poursuivent au même moment en profondeur.

La localisation de la minéralisation est fortement contrôlée structurellement; les gisements se trouvent dans des structures de deuxième ou troisième ordre adjacentes à des failles majeures (Groves et al., 1998).

La séparation de phases due à une diminution de pression et l'interaction entre le fluide et la roche hôte sont considérées comme étant les deux facteurs les plus plausibles de précipitation de l'or dans les gisements orogéniques (Mikucki, 1998). La diminution de pression se produit typiquement lors d'événements subits de fracturation dans des zones de failles. Ce processus est favorisé par la présence de roches compétentes qui ont tendance à se fracturer de façon brusque plutôt que de se déformer graduellement. Le même genre de contrôle se trouve dans les zones de faible pression, qui se créent dans certains secteurs lors d'une déformation régionale et, dans lesquelles les fluides hydrothermaux sous pression peuvent migrer et précipiter l'or. Les zones où se trouvent de forts contrastes de compétence sont également favorables à ces points de vue.

L'interaction fluide-roche la plus efficace pour la précipitation de l'or est la précipitation de pyrite par remplacement des minéraux ferrifères de la roche (Mikucki, 1998). En effet, l'or dans les fluides hydrothermaux orogéniques est souvent transporté sous forme de complexes sulfurés; la formation de pyrite diminue la quantité de soufre dans le fluide ce qui réduit la capacité de transport de l'or et cause sa précipitation. Ce processus est favorisé par la présence de roches riches en minéraux ferrifères.

Dans la région de Val-d'Or, ces minéralisations se retrouvent dans des zones de cisaillement inverse à fort pendage et dans des veines d'extension, horizontales et contemporaines au cisaillement (Pilote et al., 2000). Elles sont accompagnées d'une altération en carbonates, pyrite et séricite. Ce type de minéralisation est concentré dans la partie centrale de la région et son archétype est la mine Sigma-Lamaque (Robert et Brown, 1986).

3.2.2 *Gîtes d'or dans des zones de brèches, disséminations ou veines de quartz-carbonates déformées (type précoce)*

Ce type de minéralisation est moins bien connu que le précédent. Contrairement aux veines tardives, ces veines sont déformées par la déformation régionale (Pilote et al., 2000; Couture et al., 1994). Elles sont donc différentes du type tardif en ce sens, et par l'absence de tourmaline. Toutefois, elles sont très similaires sous d'autres aspects, étant accompagnées elles aussi de carbonates et contrôlées structurellement à l'échelle des gisements. Le type 2 se trouve essentiellement dans le secteur centre-ouest et son archétype est la mine Kiena. Il semble que dans plusieurs cas, les deux types de minéralisations se superposent et sont présents dans les mêmes secteurs (Pilote et al., 2000).

3.2.3 *Gîtes d'or disséminé associé à des intrusions syénitiques*

Ce type de minéralisation est décrit par Robert (2001). Il s'agit de gisements associés spatialement à des dykes et stocks porphyriques de monzonite à quartz-syénite près des grandes zones de failles de l'Abitibi. Ils sont également associés de près à des roches sédimentaires de type fluvio-alluvial (type Timiskaming) qui sont contemporaines aux syénites. Ils consistent en des zones de sulfures disséminés en remplacement et/ou de stockworks de quartz-carbonates±feldspath-K, dans des zones d'altération à carbonates, albite, feldspath-K et séricite. Les gisements se trouvent soit dans les stocks, à la bordure de stocks ou de dykes satellites, ou dans des zones de failles externes aux intrusions. Ils sont interprétés le plus souvent comme étant le résultat de systèmes magmatiques-hydrothermaux associés aux intrusions syénitiques. Ce type de minéralisation, dans la région à l'étude, se trouve principalement dans la partie ouest, soit dans le secteur de Malartic (feuillet 32D01).

3.3 Couches d'information géoscientifiques

3.3.1 Maille des cellules

Idéalement, il serait préférable de prendre les cellules les plus petites possible pour avoir une bonne résolution de la prospectivité. Toutefois, une contrainte importante est la taille réelle des gisements sur le terrain. En effet, les gisements sur une carte sont représentés par des points, alors qu'en réalité ils ont une certaine étendue spatiale. Il importe ainsi de prendre une taille de cellules suffisamment grande, qui fasse en sorte qu'un gisement typique tienne dans une seule cellule. Dans cette optique, la région d'intérêt a été divisée en environ 4 400 cellules de 500 m x 500 m.

3.3.2 Couches en entrée

Comme il a été mentionné à la section 2.2, les couches de données brutes disponibles doivent être transformées en couches d'information. Les traitements et les choix des couches d'information à extraire doivent être motivés par la connaissance des contrôles sur la minéralisation recherchée. La discussion précédente sur les types de minéralisation et leurs différents contrôles permet de souligner quelques points importants qui devront se refléter dans les couches de données utilisées. Le **Tableau 2** suivant résume les principaux éléments.

Tableau 2. Résumé des principaux contrôles sur la minéralisation.

Contrôles	Conséquences
▪ Contrôle structural par des zones de failles et de cisaillement est important pour les types 1 et 2.	▪ Importance d'inclure dans le traitement la distance aux différentes failles de la carte géologique ou aux linéaments géophysiques.
▪ Contrôle régional par la présence de failles d'envergure transcrustale.	▪ Inclure la distance à la zone tectonique de Cadillac.
▪ Contrôle par la présence de lithologies compétentes susceptibles de se fracturer brusquement de façon cassante et ainsi faire chuter la pression des fluides hydrothermaux.	▪ Inclure de l'information sur la compétence des lithologies et sur les différences de compétences lithologiques.
▪ Contrôle dans les zones de faible pression lors de la déformation régionale.	▪ Inclure l'information sur les paléopressions lors de la déformation régionale.
▪ Contrôle par la présence de minéraux ferrifères qui peuvent, en réagissant avec les complexes sulfurés du fluide hydrothermal, faire précipiter la pyrite et l'or par réaction chimique.	▪ Inclure de l'information sur la réactivité des lithologies, par exemple avec les données magnétiques (indication indirecte du % de fer) ou en évaluant de façon semi-quantitative la réactivité des lithologies.
▪ Contrôle par la présence d'intrusions porphyriques syénitiques-monzonitiques pour le type 3.	▪ Ajouter de l'information sur la distance à ces intrusions dans le traitement.
▪ Contrôle par les gradients métamorphiques : les gisements se situent surtout dans les roches au faciès schiste vert.	▪ Ajouter de l'information sur le métamorphisme.

On peut regrouper les données géoscientifiques brutes disponibles pour la région en trois grandes catégories :

- Géophysiques : levé aéromagnétique et gravité
- Géologiques : cartes géologiques de la région au 1 : 50 000, cartes du métamorphisme
- Géochimiques : échantillons lithogéochimiques, échantillons de till
- Paléopressions UDEC (Faure, 2001).

De par leur nature continue et de qualité égale sur toute une région, les données géophysiques sont très appropriées pour ce genre de traitement. La plupart des données géologiques, comme la carte géologique, sont également assez continues, quoique leur qualité et leur détail puissent être quelque peu inégaux selon les secteurs.

Le cas des données géochimiques est plus problématique et présente plusieurs défis. D'une part, la densité d'échantillonnage géochimique est souvent une fonction très directe de la quantité de travaux effectués sur un secteur. D'autre part, leur couverture est souvent très irrégulière dans une région donnée, en particulier pour les données lithogéochimiques. De nombreuses portions de la région ne comprennent pas de données et celles disponibles sont souvent concentrées autour des indices et gisements déjà connus. Leur utilisation mènerait alors inexorablement à considérer ces secteurs déjà connus comme étant les plus potentiels au détriment de secteurs où ces données ne sont pas disponibles. Toutes ces contraintes ont donc amené à ne pas utiliser les données géochimiques dans le cadre de ce projet.

3.3.3 Transformation des couches de données brutes en couches d'information

Cette section présente quelques notes et commentaires sur les différentes couches d'information ainsi que sur les méthodes d'extraction utilisées. On définit également par quelles méthodes les couches d'information sont transférées aux cellules de traitement par réseaux neuronaux. Le terme « cellule de traitement » utilisé dans les paragraphes suivants désigne donc les cellules de la carte qui deviendront les cas d'apprentissage pour le réseau de neurones. Le **Tableau 3** résume les couches d'information utilisées pour le modèle de potentiel.

3.3.3.1 Gravité brute

Ce sont les données brutes de la gravité fournies par la CGC¹.

3.3.3.2 Dérivée verticale de la gravité

Il s'agit de la dérivée verticale de la gravité calculée à partir des données brutes à l'aide du logiciel Oasis Montaj (Geosoft, 2004).

3.3.3.3 Signal analytique magnétique, première dérivée verticale du champ magnétique & intégration verticale du champ magnétique

Des couches de données dérivées ont d'abord été calculées, à l'aide du logiciel Oasis Montaj (Geosoft, 2004), à partir des données aéromagnétiques brutes (fournies par Noranda (maintenant X-Strata Zn) pour le projet). Par la suite, les différentes couches ont été intégrées aux cellules de traitement (500 x 500 m)

¹ CGC – Commission Géologique du Canada.

en calculant la moyenne et l'écart-type des valeurs de ces différentes données dans les cellules de traitement, à l'aide du logiciel ArcGIS. L'écart-type dans ces cas peut être utile pour avoir une idée du relief magnétique de la cellule, qui est une indication indirecte de sa complexité lithologique.

3.3.3.4 *Distance aux différentes familles de linéaments géophysiques & densité de linéaments*

Les linéaments proviennent du projet Consorem 2002-03 (Faure, 2003) et ont été extraits à partir des cartes aéromagnétiques et gravimétriques, ainsi que de différentes dérivées de ces données. Les couches de distances sont calculées par de simples distances euclidiennes aux linéaments. Ainsi, pour chaque famille de linéaments, une carte matricielle de distances euclidiennes aux linéaments a d'abord été construite à l'aide du logiciel ArcGIS. Ces cartes ont été faites à une résolution de 100 m. La distance rapportée dans la cellule correspond à la moyenne des pixels de la carte matricielle des distances dans la cellule de traitement.

3.3.3.5 *Compétence maximale, compétence minimale & différence de compétence des roches dans la cellule*

Ces couches d'informations se basent sur les cartes géologiques de la région, au 1 : 50 000, publiées par le ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec (MRNF, cartes CG32C03, CG32C04 et CG32D01). Comme c'est le cas pour toutes couches d'information lithologiques dérivées de la carte géologique, une simplification a dû être faite sur la carte géologique. Les 144 lithologies de la carte originale ont été généralisées en 31 lithologies.

Groves (2002) a établi une charte de compétence (*force tensile*) des faciès que l'on retrouve typiquement dans les ceintures archéennes au faciès schiste vert. Cette charte a été utilisée pour classer les différents faciès lithologiques simplifiés selon leur compétence (**Figure 7**). L'**annexe 1** donne les valeurs de compétence utilisées pour chacune des lithologies simplifiées.

Dans ce contexte, la variable compétence maximale des roches dans la cellule représente la valeur de compétence de la lithologie qui a la compétence la plus élevée dans la cellule de traitement, peu importe son importance dans la cellule. L'important est que le polygone représentant l'unité doit être au moins partiellement inclus dans la cellule de traitement. Le même raisonnement s'applique pour la compétence minimale. La différence de compétence est simplement la différence entre ces deux valeurs et donne ainsi une indication de l'ampleur des contrastes rhéologiques dans la cellule. Notons que la compétence des lithologies peut varier en fonction du métamorphisme et que cette charte n'est applicable que dans le faciès schiste vert. Une partie de la région d'intérêt se trouve au faciès amphibolite (sous-province de Pontiac). Cependant, l'inclusion des isogrades métamorphiques dans le traitement par réseau de neurones permet probablement de contourner le problème.

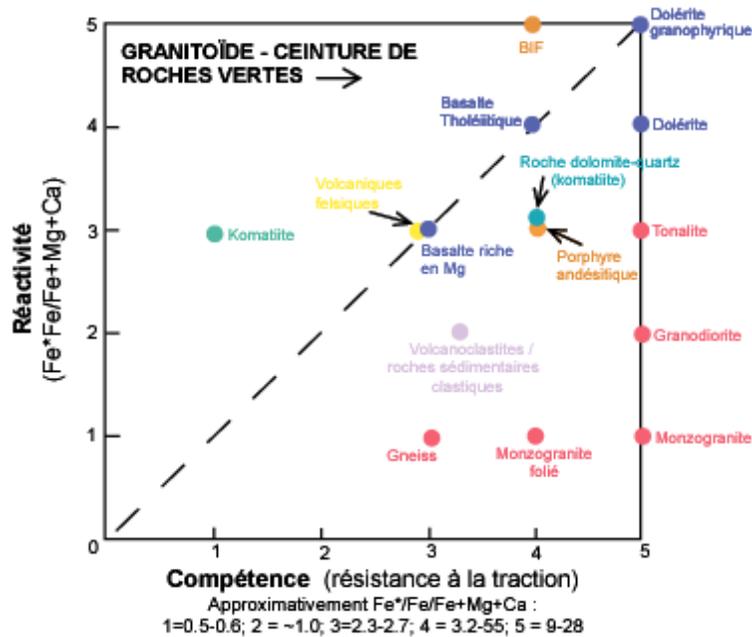


Figure 7. Compétences et réactivités des lithologies typiques des ceintures de roches vertes archéennes. Tiré de Groves (2002).

3.3.3.6 Réactivité maximale, réactivité minimale & différence de réactivité des roches dans la cellule

Le même raisonnement que celui présenté pour la compétence des roches a été utilisé pour les réactivités. Les données proviennent également de Groves (2002) et la réactivité a été calculée de façon similaire (**Figure 7**).

3.3.3.7 Complexité lithologique

Il s'agit ici de calculer le nombre de polygones distincts étant au moins partiellement inclus dans la cellule de traitement. Ce calcul est effectué à l'aide des fonctions de jointure spatiale du logiciel ArcGIS.

3.3.3.8 Distances aux failles de la carte géologique

Les failles des cartes au 1 : 50 000 du MRNF ont été utilisées et séparées en différents réseaux selon leurs orientations. Les orientations ont été définies par la méthode des « natural breaks » disponible dans ArcGIS, à partir des histogrammes des directions. Cette méthode définit les brisures entre catégories dans des endroits de l'histogramme des valeurs qui contiennent peu de données. À partir des différents réseaux ainsi définis, des cartes matricielles de distance euclidienne à ces failles ont été construites, avec des résolutions de 100 m. Les valeurs finales assignées aux cellules de traitement sont calculées en faisant la moyenne de chaque carte matricielle dans les différentes cellules de traitement.

3.3.3.9 Distances à la plus proche intrusion porphyrique intermédiaire

Cette couche est extraite en isolant d'abord les intrusions intermédiaires porphyriques de la carte géologique au 1 : 50 000 (code I2PP). Par la suite, une carte matricielle des distances euclidiennes à ces intrusions, avec une résolution de 100 m, a été construite. Finalement, la moyenne des pixels de la carte matricielle dans chaque cellule de traitement a été calculée et c'est cette valeur qui est utilisée.

3.3.3.10 Distance à, et direction de la plus proche faille d'envergure crustale (zone tectonique de Cadillac)

Cette couche est extraite en prenant d'abord la position de la zone tectonique de Cadillac. Par la suite, deux cartes matricielles, une des distances euclidiennes l'autre des directions (0-360°), ont été construites avec une résolution de 100 m en utilisant le logiciel ArcGIS. Finalement, la moyenne des pixels de la carte matricielle dans chaque cellule de traitement a été calculée et c'est cette valeur qui est utilisée.

3.3.3.11 Paléopressions UDEC & gradient horizontal de la paléopression UDEC

Ces couches proviennent de la modélisation des paléopressions réalisée au CONSOREM (Faure, 2001). Les valeurs sont rapportées en faisant la moyenne des pixels de paléopressions sur chaque cellule de traitement. Pour ce qui est des gradients horizontaux, ils sont calculés sur les cartes de paléopressions brutes originales selon l'algorithme suivant :

Valeur du gradient pour le pixel X = Maximum (Valeur absolue (Valeur du pixel X – Valeur d'un des 4 pixels adjacents)).

Les cartes de gradients de paléopression construites ont donc la même résolution que les cartes de paléopressions originales. Par la suite, la valeur rapportée pour une cellule pour le traitement par réseau de neurones est le maximum de tous les pixels de gradients de paléopression contenus dans la cellule.

Tableau 3. Liste des couches d'information utilisées pour l'application des réseaux neuronaux à la prospectivité minérale pour l'or dans la région de Val-d'Or – Malartic.

Type de données	Couches d'information
Couches géophysiques	Gravité
	Dérivée verticale de la gravité
	Signal analytique magnétique
	Première dérivée du champ magnétique
	Intégration verticale du champ magnétique
	Distance au plus proche linéament géophysique ductile
	Distance au plus proche linéament géophysique NNE
	Distance au plus proche linéament géophysique ENE
	Distance au plus proche linéament géophysique NE
	Distance au plus proche linéament géophysique ESE
	Densité de linéaments géophysiques

Couches lithologiques	Compétence maximale des roches dans la cellule
	Compétence minimale des roches dans la cellule
	Différence de compétence des roches dans la cellule
	Réactivité maximale des roches dans la cellule
	Réactivité minimale des roches dans la cellule
	Différence de réactivité des roches dans la cellule
	Complexité lithologique
	Métamorphisme
	Gradient horizontal du métamorphisme
	Distance de la plus proche intrusion porphyrique intermédiaire
Couches structurales	Distance à la plus proche faille de direction NNE
	Distance à la plus proche faille de direction NE
	Distance à la plus proche faille de direction ENE
	Distance à la plus proche faille de direction E
	Distance à la plus proche faille de direction ESE
	Distance à la plus proche faille de direction SE
	Distance à la plus proche faille d'envergure crustale (faille Cadillac)
	Direction de la plus proche faille d'envergure crustale (faille Cadillac)
Autres couches	Paléopression UDEC (Faure, 2001)
	Gradient horizontal de la paléopression UDEC

3.3.4 Choix de la couche de sortie (gisements)

On doit fournir au réseau de neurones la localisation de minéralisations connues pour qu'il puisse s'entraîner à les reconnaître. Dès le départ, plusieurs questions se posent sur le choix des gisements :

- Faut-il prendre toutes les minéralisations aurifères connues, peu importe leur taille/importance, ou restreindre la sélection aux gîtes et gisements ?
- Comment définir ce qu'est une minéralisation aurifère ?
- Doit-on choisir les gisements aurifères selon une typologie quelconque ? Si oui, devrait-on prendre une typologie génétique ou autre ?

3.3.4.1 Choix de la taille des minéralisations

Il a été décidé dès le départ de se concentrer sur les minéralisations significatives, car mettre les indices mineurs et les mines importantes sur le même pied est plutôt irréaliste. Dans l'extraction des minéralisations du SIGÉOM, les critères de taille suivants ont été utilisés :

- Gisement avec tonnage évalué OU
- Mine active OU
- Mine fermée

3.3.4.2 Définition des minéralisations aurifères à retenir

D'abord, pour être considérée comme une minéralisation aurifère, une minéralisation doit comprendre l'or comme une des substances principales dans le SIGÉOM. Cependant, cette définition est large et il est possible de retrouver avec ce critère, différents types génétiques de gîtes aurifères.

Idéalement, pour que des caractéristiques géologiques communes puissent exister et pour qu'elles soient reconnaissables par l'IA, on devrait choisir des gîtes qui soient d'un même type. Il est difficile de séparer sans ambiguïté les types de minéralisation présentés à la section 3.1.2 avec l'information disponible dans le SIGÉOM. Pour éliminer le plus possible le type 4, on peut utiliser le contenu en métaux de base (Cu,

Zn) étant donné que les gîtes d'intérêt n'en contiennent que peu. Dans le SIGÉOM, la requête suivante a donc été utilisée :

- Les gîtes d'or (substance principale = Or ET substance principale <> Zinc ET substance principale <> Cuivre).

Cette requête permet de séparer les amas sulfurés aurifères, mais pas les autres types qui restent confondus. Heureusement, les réseaux neuronaux sont capables d'approximer des fonctions quelconques. Il est possible de penser que si des métallotectes différents et donc des combinaisons de couches de données différentes existent pour chacun des types de gisements, un réseau de neurones entraîné pourra optimiser une fonction de favorabilité globale intégrant tous les types, dans la mesure où les couches de données pertinentes à chacun des types aient été fournies. De cette façon, il est possible de faire abstraction des problèmes.

3.3.5 Cellules stériles

Le reste de la région d'intérêt, où il y n'y a pas de minéralisations aurifères connues, est considéré comme étant stérile. Toutefois, on touche ici à une certaine contradiction, car en réalité, on ne connaît pas avec certitude le statut de ces cellules. Certaines pourraient renfermer des minéralisations et c'est en fait le but de la carte de prospectivité de les détecter. La détermination de ces cellules comme étant stériles est donc questionnable et apporte un certain biais dans l'évaluation.

Pour régler ce problème, on doit faire la supposition qu'il existe bel et bien des cellules contenant des gîtes (inconnus jusqu'à maintenant) dans les cellules qui sont marquées stériles, mais que ce nombre est grandement inférieur au nombre de cellules stériles totales. Cette supposition est assez réaliste compte tenu de la rareté relative des minéralisations. Le petit nombre de cellules prospectives marquées comme stérile n'aura pas de poids trop significatif dans le traitement, et ces cellules pourront alors être marquées comme prospectives par ressemblances aux cellules de gîtes connus.

3.4 Méthodologie de traitement

3.4.1 Topologie et caractéristiques du réseau utilisé

Le réseau de neurones utilisé pour tous les traitements est un réseau de type modulaire avec le logiciel NeuroSolutions version 4.0 (NeuroDimensions Inc, 2004), avec les paramètres suivants :

- 20 neurones cachés par niveau;
- 2 niveaux cachés;
- 5 000 cycles maximum;
- Arrêt du traitement après 50 cycles sans amélioration de l'erreur moyenne sur l'ensemble de validation;
- Algorithme d'apprentissage « Quickprop », avec taux d'apprentissage de 0,01.

3.4.2 Problème du déséquilibre entre cellules de gîtes et cellules stériles

Un premier problème se pose dans le cas de l'évaluation de la prospectivité par les réseaux de neurones. En effet, on trouve un nombre très limité de cellules contenant des gîtes ($n=73$) en comparaison avec les cellules stériles ($n\cong 4000$). Or, dans la méthode de traitement, on doit avoir normalement un nombre semblable de cellules de chaque type, sinon le traitement est fortement biaisé en faveur du groupe dominant. Deux possibilités s'offrent pour régler ce problème :

- Limiter le nombre de cellules stériles à employer pour le traitement à un nombre proche du nombre de gîtes. Le problème est qu'on n'utilise alors qu'une infime partie de l'information de la carte pour le traitement. Un second problème réside dans le choix de ces cellules.
- Donner un poids proportionnellement plus important aux cellules de gîtes lors du traitement pour balancer l'optimisation. De cette façon, on peut alors utiliser toutes les cellules pour le traitement.

La deuxième solution a été retenue pour permettre d'utiliser une plus grande portion de l'information disponible de la carte.

3.4.3 Séparation en groupes d'entraînement, de validation et de test

Dans la section 2, une méthode de séparation des données disponibles en trois groupes aléatoires a été présentée. Cette méthode permet de faire des vérifications a posteriori sur la qualité et la généralisation de la classification.

Il a déjà été mentionné qu'on retrouve au moins trois types de minéralisations aurifères dans la région d'intérêt et un total de 73 gisements aurifères rapportés. Ce nombre est relativement faible pour la séparation en trois groupes. Si on considère en plus qu'il y a au moins trois types, alors on peut très facilement se retrouver avec des répartitions d'exemples pour chacun des types de gîtes qui sont très inégales dans les trois groupes. La présence de ces trois types de minéralisation, et plus généralement, d'un nombre assez limité de cellules de gîtes par rapport aux cellules stériles, a plusieurs conséquences :

1. Les pourcentages de classification peuvent varier selon la séparation aléatoire des différents gîtes dans chacun des trois groupes;
2. Le traitement sera biaisé en faveur des gîtes se trouvant dans le groupe d'entraînement par rapport aux autres;
3. La carte de prospectivité finale est également biaisée en faveur des cellules de la carte ressemblant à celle des gîtes du groupe d'entraînement par rapport aux autres, et;
4. On doit utiliser un traitement dans lequel les poids des cellules de gîtes sont plus importants que ceux des cellules stériles (gradient pondéré).

Il faut être très conscient de cette situation, en particulier du point 3, car la carte de prospectivité finale pourrait ne pas être objective.

Idéalement, on voudrait avoir un plus grand nombre de gîtes réels pour régler ces problèmes. En pratique, il est impossible d'en avoir plus. Deux possibilités s'offrent pour régler ces problèmes :

- Ne pas séparer les données en trois groupes, et faire le traitement sur toutes les cellules comme cellules d'entraînement.
 - Avantages : prendre toutes les cellules et éliminer les biais inhérents à la séparation en trois groupes d'un nombre déjà faible de cellules de gîtes.
 - Désavantages : pas de vérification a posteriori du traitement possible et toujours un problème de déséquilibre entre les gîtes et les stériles.
- Créer des cellules de gîtes synthétiques à partir des cellules de gîtes réels (ajout de bruit de fond synthétique) (Brown et al., 2003a). Une idée pourrait être d'ajouter un certain nombre de cellules représentant des gîtes synthétiques qui sont formés à partir des données géoscientifiques des gîtes réels et qui sont modifiées par un pourcentage aléatoire.

- Avantages : permet d'équilibrer les quantités de gîtes et de stériles, de faire la séparation en trois groupes et de vérifier a posteriori le traitement.
- Désavantages : demande l'évaluation des paramètres de création des gîtes synthétiques (% de bruit de fond à appliquer, nombre de gîtes à utiliser). Étant donné que des analogues synthétiques de chaque gisement se retrouvent alors dans les trois groupes, peut-on vraiment se fier sur les résultats sur le groupe de test comme étant une bonne indication de la généralité de la solution?

Les trois méthodes ont été utilisées et des cartes de prospectivité ont été construites des trois façons et comparées. Voici donc le résumé des trois méthodes :

- Méthode 1 : Séparation en trois groupes aléatoires des données brutes, sans bruit. Trois cas avec trois séparations aléatoires sont présentés. Traitement avec gradient pondéré.
- Méthode 2 : Un seul groupe sur lequel le traitement est fait à fond, sans vérification a posteriori. Traitement avec gradient pondéré.
- Méthode 3 : Séparation en trois groupes de données avec des gîtes synthétiques ajoutés (10 % de bruit de fond aléatoire et 30 gîtes synthétiques par gîte original). Le bruit de fond est ajouté de la façon suivante :
 - Pour chaque cellule de gîte réel, on crée 30 cellules de gîtes synthétiques.
 - Les cellules synthétiques sont créées en prenant les valeurs de chaque couche de données en entrée pour un gîte réel et en ajoutant aléatoirement ± 10 % (en percentiles, selon les percentiles de toutes les cellules : stériles ou gîtes) sur les valeurs de chaque couche pour le gîte afin de créer un gîte synthétique.

3.5 Résultats et discussion

Les trois méthodes présentées précédemment ont été utilisées pour construire les cartes de prospectivité. Les différentes méthodes d'évaluation des résultats discutées à la section 2.7 sont également appliquées.

3.5.1 Méthode 1 : Séparation en trois ensembles (50 % entraînement, 25 % validation, 25 % test) sans ajout de bruit de fond

La première méthode consiste à séparer les données en trois groupes sans ajouter de gisements synthétiques (bruit de fond). On remarque très nettement, dans les matrices de confusion (**Tableau 4** à **Tableau 6**), que les pourcentages de classification sont nettement plus élevés pour les cellules de gisements dans l'ensemble d'entraînement que dans les deux autres ensembles. Pour les cellules stériles, les pourcentages sont plutôt très semblables (~80 %). Cette situation est fort probablement due à la présence des trois types de minéralisation dans la région d'intérêt. La répartition aléatoire du petit nombre de cellules de gisements disponibles peut alors faire en sorte que ces trois types de minéralisations, ayant des métallogènes différents, sont répartis inégalement entre les trois groupes. Dans ce cas, les minéralisations du groupe d'entraînement sont avantagées par rapport à celles s'étant retrouvées dans les autres groupes.

Tableau 4. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement avec séparation en trois ensembles, sans bruit ajouté.

Output / Désiré	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Gîte Au? (oui)	37	423
Gîte Au? (non)	2	1 708

Performance	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Erreur moyenne au carré	0,134796566	0,1571168
Coefficient de corrélation	0,239736882	0,220578273
Pourcentage correct	94,87179565	80,15016174

Tableau 5. Matrice de confusion de l'ensemble de validation avec séparation en trois ensembles, sans bruit ajouté.

Output / Désiré	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Gîte Au? (oui)	10	239
Gîte Au? (non)	4	833

Performance	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Erreur moyenne au carré	0,146649585	0,17729306
Coefficient de corrélation	0,151916191	0,126309287
Pourcentage correct	71,42857361	77,70522308

Tableau 6. Matrice de confusion de l'ensemble de test avec séparation en trois ensembles, sans bruit ajouté.

Output / Désiré	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Gîte Au? (oui)	14	241
Gîte Au? (non)	5	826

Seuil : 0,5

Performance	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Erreur moyenne au carré	0,149923983	0,176961674
Coefficient de corrélation	0,172146563	0,165081578
Pourcentage correct	73,68421173	77,41330719

Par rapport aux deux autres méthodes, les pourcentages de classification donnés par la matrice de confusion sont plus faibles. La valeur du coefficient de corrélation entre la prospectivité connue et la prospectivité calculée est la plus faible des trois tests (0,15). L'erreur moyenne au carré est également de loin la plus forte des trois tests.

Si on sépare la carte de prospectivité (**Figure 8**; **Figure 9**; **Figure 10**) produite en 4 classes (<0,15; 0,15-0,50; 0,50-0,75; >0,75), on peut calculer la statistique $P(D/A)/P(D)$ (voir section 2.7). Dans ce test, on trouve que les deux classes de prospectivité supérieures montrent des valeurs nettement supérieures à 1, ce qui veut dire que la probabilité de trouver un des gisements connus dans ces classes est nettement supérieure à la moyenne de la carte (**Tableau 7**). Dans les cas des deux classes inférieures, la probabilité est inférieure à 1, comme on s'y attend. La courbe ROC (**Figure 11**) montre un profil qui est nettement à l'intérieur de la droite [(1,0)(0,1)], ce qui indique une classification significative des gisements connus, quoique moins efficace que dans le cas des deux autres méthodes.

Tableau 7. Statistiques de probabilités conditionnelles de gisements selon les classes de prospectivité, séparation en trois ensembles.

Classe de prospectivité	Nombre de cellules totales	Nombre de gîtes dans cette classe	$P(D/A) / P(D)$
<0,15	2 219	4	0,108708
0,15-0,5	1 189	8	0,405756
0,5-0,75	556	25	2,71178
>0,75	378	35	5,5838

En dépit de ces résultats statistiques plus faibles, cette méthode a l'avantage d'être plus robuste au niveau généralisation, étant donné que les gisements du groupe de test et de validation ne sont utilisés sous aucune forme dans le traitement. En effet, dans la méthode avec bruit de fond présenté plus loin, on utilise des analogues synthétiques des gisements connus, ce qui fait qu'en réalité, le même gisement, sous forme synthétique, est susceptible d'être utilisé dans les trois groupes.

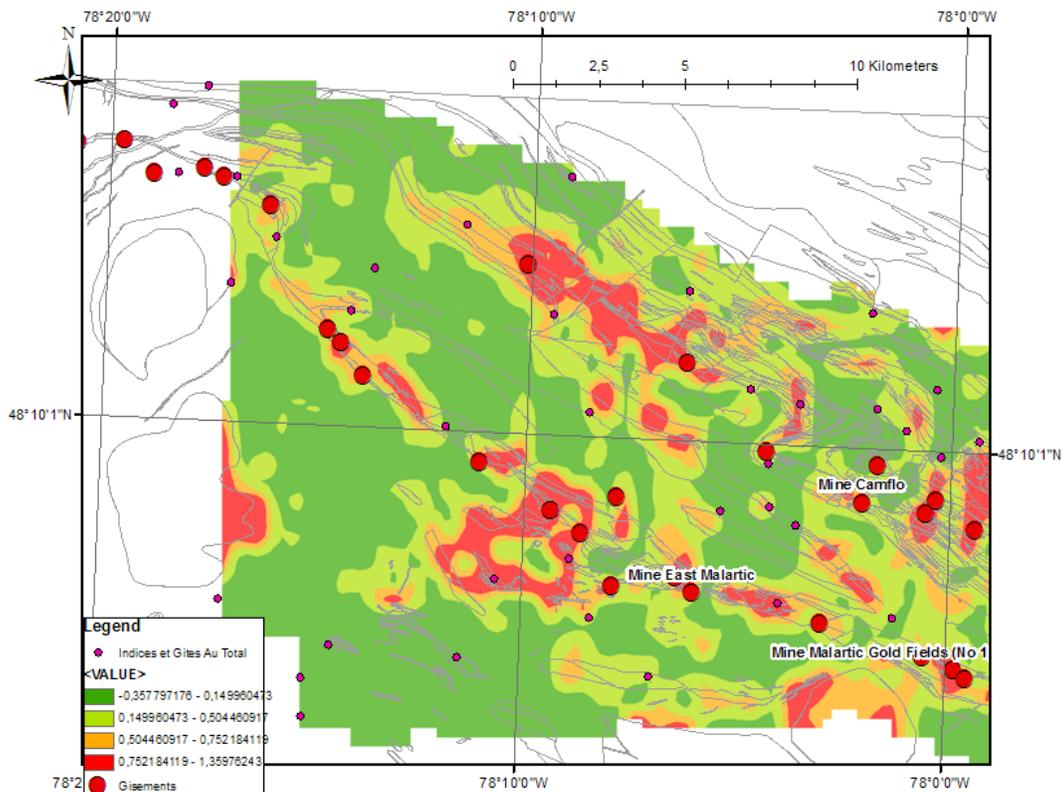


Figure 8. Carte de prospectivité minérale de l'or pour le feuillet 32D01, par la méthode de séparation en trois ensembles sans ajout de bruit.

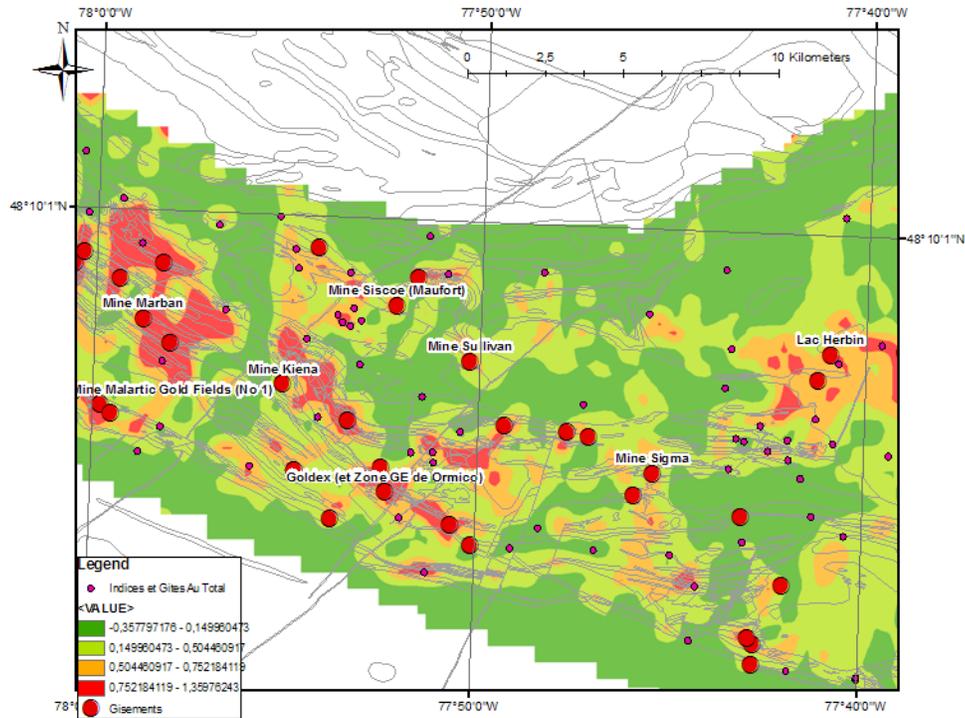


Figure 9. Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie ouest du feuillet 32C04, par la méthode de séparation en trois ensembles sans ajout de bruit.

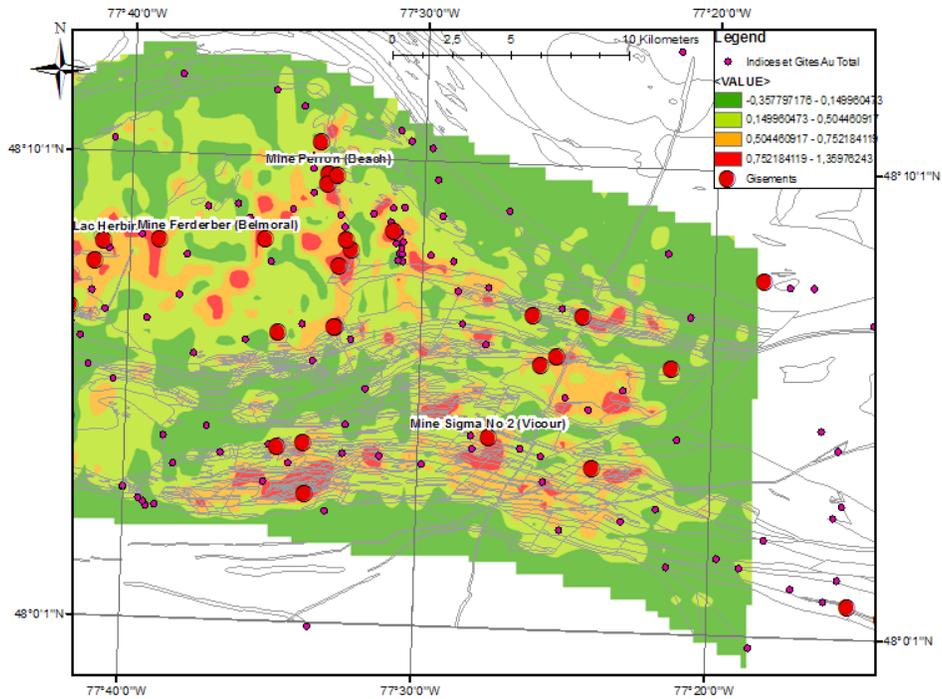


Figure 10. Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie est du feuillet 32C04 et le feuillet 32C03, par la méthode de séparation en trois ensembles sans ajout de bruit.

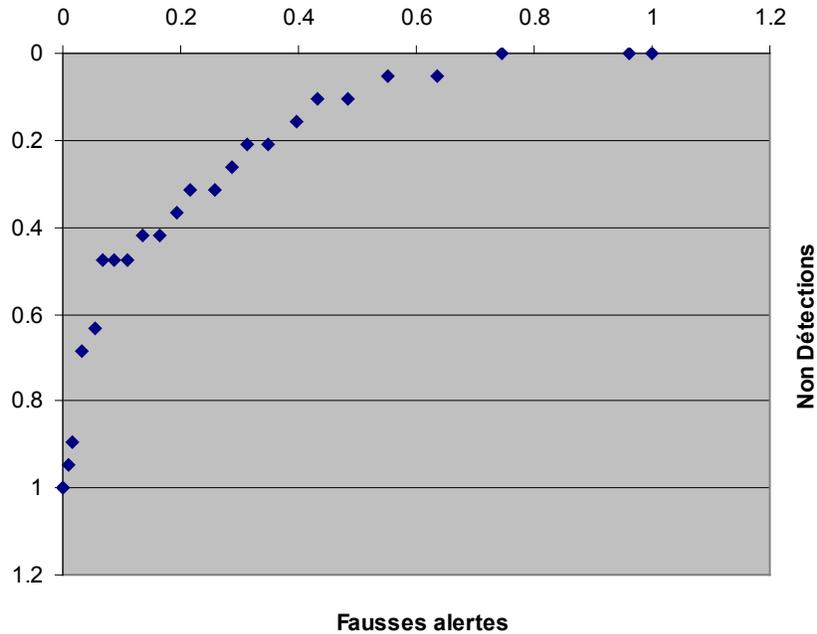


Figure 11. Courbe ROC pour la méthode avec 3 ensembles sans ajout de bruit.

3.5.2 Méthode 2 : Un seul ensemble (100 % entraînement) sans ajout de bruit de fond

Cette méthode consiste à mettre toutes les cellules dans l'ensemble d'entraînement. Ceci a comme désavantage de perdre la possibilité de vérification postérieure et de causer possiblement un surentraînement du réseau lors du traitement et une mauvaise généralisation des résultats. Comme on s'y attend, les résultats de classification dans la matrice de confusion sont clairement plus élevés pour cette méthode que pour la méthode avec séparation en trois ensembles, mais sensiblement comparables à la méthode comprenant du bruit de fond uniforme (**Tableau 8** et **Tableau 9**). L'erreur moyenne au carré est sensiblement la même que pour la méthode avec bruit, mais nettement meilleure que pour la méthode de séparation en trois ensembles. Finalement, le coefficient de corrélation est inférieur à la méthode avec bruit ajouté.

Tableau 8. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement, méthode à un seul ensemble.

Output / Désiré	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Gîte Au? (oui)	72	329
Gîte Au? (non)	0	3 941

Seuil : 0,5

Performance	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Erreur moyenne au carré	0,058578221	0,058037578
Coefficient de corrélation	0,411225228	0,413581733
Pourcentage correct	100	92,29508209

Tableau 9. Statistiques de probabilités conditionnelles de gisements selon les classes de prospectivité, un seul ensemble (100 % entraînement).

Classe de prospectivité	Nombre de cellules totales	Nombre de gîtes dans cette classe	P(D/A) / P(D)
<0,15	3 281	0	0
0,15-0,5	651	0	0
0,5-0,75	218	8	2,215
>0,75	192	64	20,1018

En séparant les données de prospectivité dans les mêmes classes que la méthode précédente, la proportion des gisements se trouvant dans les classes de prospectivité supérieures est très élevée et aucun gisement ne se retrouve dans les classes inférieures. La classe de prospectivité a toutefois tendance à former des cercles autour des gisements connus et laisse moins de zones potentielles à l'extérieur des zones connues, ce qui est moins intéressant (**Figure 12**; **Figure 13**; **Figure 14**).

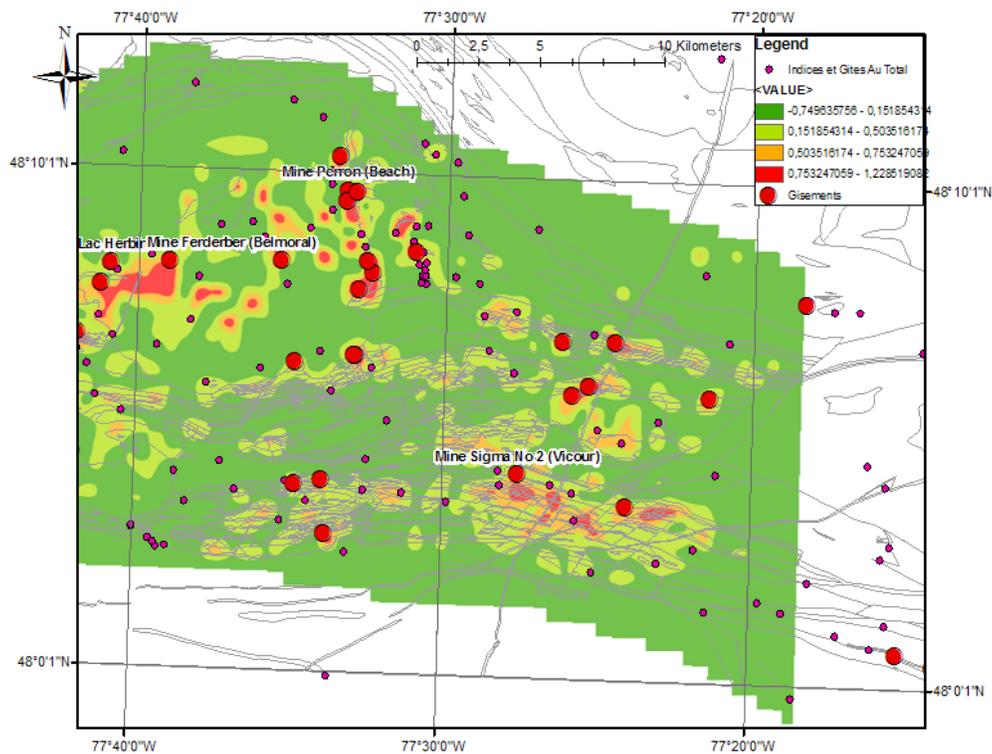


Figure 12. Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie est du feuillet 32C04 et le feuillet 32C03, par la méthode avec un seul ensemble sans ajout de bruit.

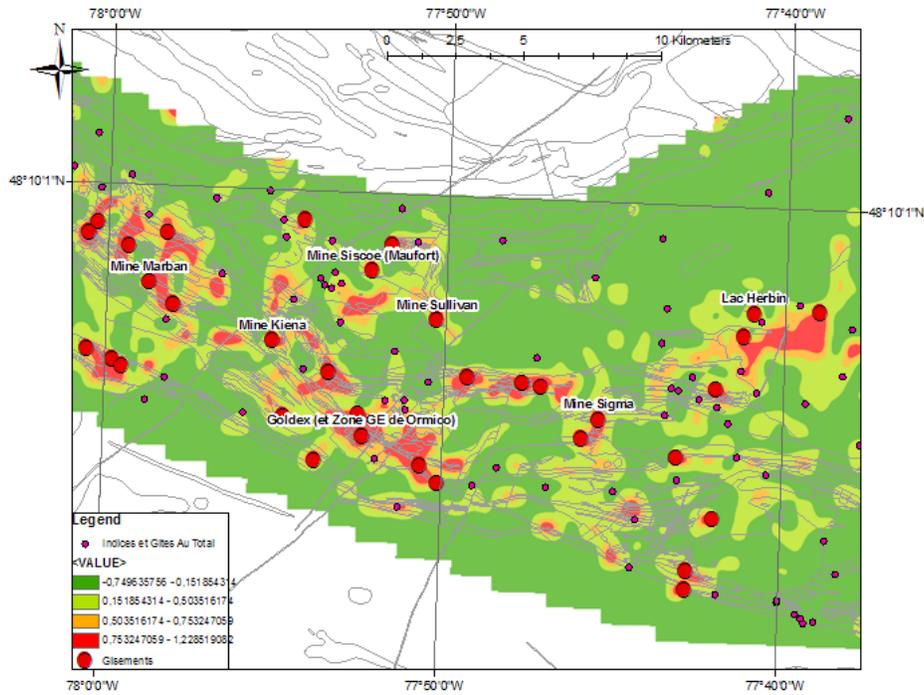


Figure 13. Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie ouest du feuillet 32C04, par la méthode avec un seul ensemble sans ajout de bruit.

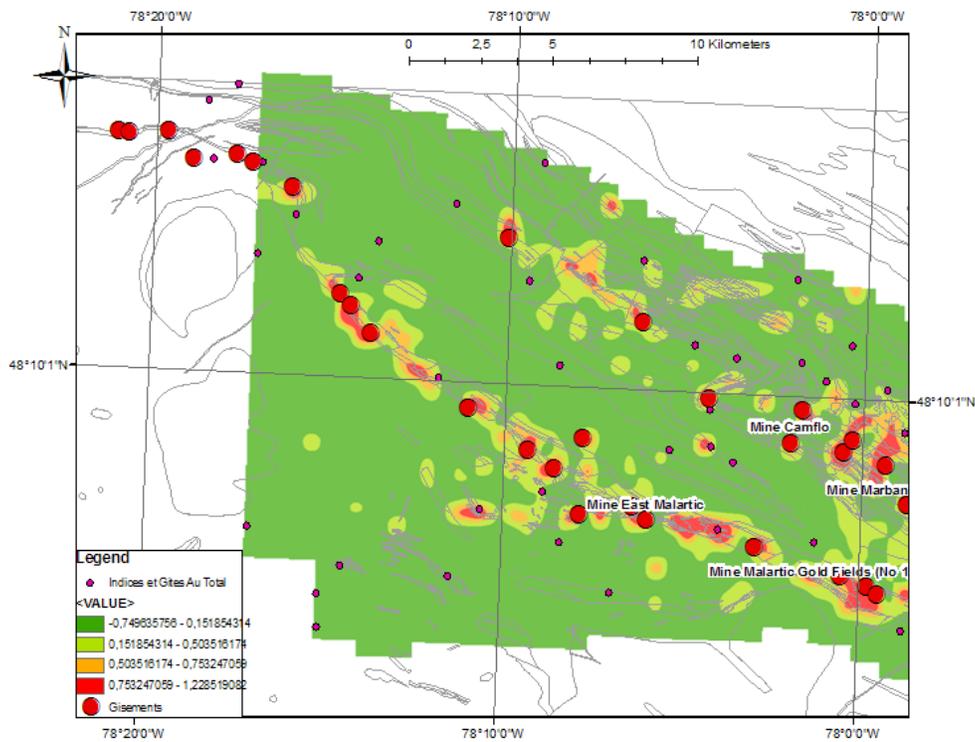


Figure 14. Carte de prospectivité minérale pour l'or pour le feuillet 32D01, par la méthode avec un seul ensemble sans ajout de bruit.

3.5.3 Méthode 3 : Ajout de $\pm 10\%$ de bruit uniforme avec séparation en trois ensembles (50 % E, 25 % V, 25 % T)

L'ajout de $\pm 10\%$ de bruit uniforme augmente de façon significative la performance de classification par rapport à l'essai sans bruit avec trois ensembles, à plus de 90 %, sur tous les ensembles (**Tableau 10** à **Tableau 12**). De plus, les pourcentages de classification sont beaucoup plus semblables entre les trois ensembles, ce qui démontre une meilleure stabilité de la classification. Le coefficient de corrélation entre la prospectivité connue et la prospectivité prédite y est de loin le plus élevé des trois méthodes. L'erreur moyenne au carré est également très faible, égale avec la méthode précédente. De même, le graphique ROC (**Figure 15**) montre une courbe très rapprochée des axes, qui suggère une classification très nette.

Tableau 10. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement avec 10 % de bruit uniforme.

Output / Désiré	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Gîte Au? (oui)	1 044	121
Gîte Au? (non)	68	2 017

Seuil : 0,5

Performance	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Erreur moyenne au carré	0,055348189	0,052602534
Coefficient de corrélation	0,87226497	0,878995984
Pourcentage correct	93,88489532	94,34050751

Tableau 11. Matrice de confusion de l'ensemble de validation avec 10 % de bruit uniforme.

Output / Désiré	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Gîte Au? (oui)	489	63
Gîte Au? (non)	48	1 026

Performance	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Erreur moyenne au carré	0,060730818	0,058436268
Coefficient de corrélation	0,854915498	0,860568969
Pourcentage correct	91,06145477	94,21487427

Tableau 12. Matrice de confusion de l'ensemble de test avec 10% de bruit uniforme.

Output / Désiré	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Gîte Au? (oui)	535	78
Gîte Au? (non)	48	965

Performance	Gîte Au? (oui)	Gîte Au? (non)
Erreur moyenne au carré	0,062452214	0,060662854
Coefficient de corrélation	0,857102944	0,861735682
Pourcentage correct	91,76672363	92,52157593

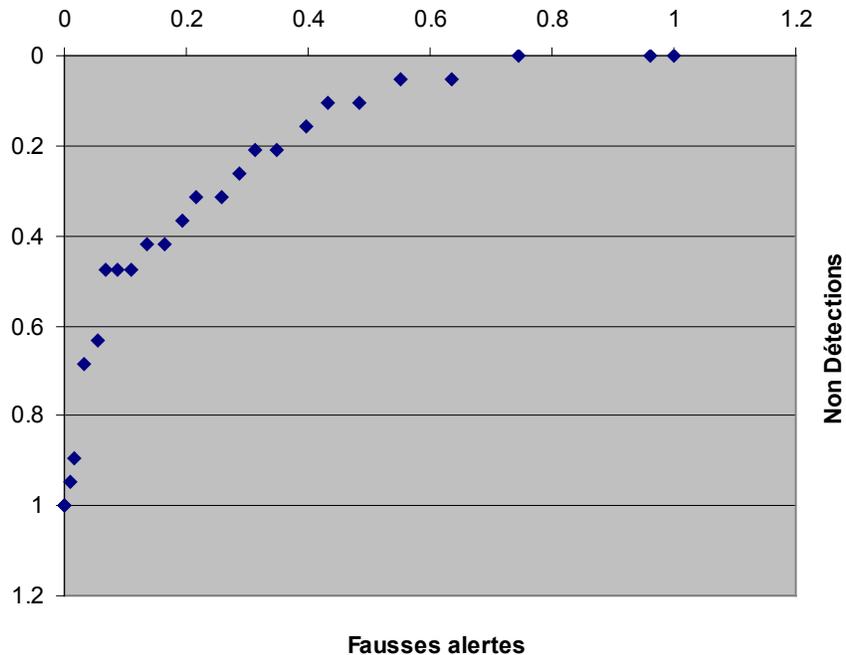


Figure 15. Courbe ROC pour la méthode avec ajout de 10 % de bruit et séparation en trois ensembles.

Comme il a déjà été mentionné, un problème avec cette méthode est que le fait d'utiliser des gisements synthétiques rend moins valide l'interprétation de la généralité des résultats. En effet, l'objectif d'utiliser la séparation en trois groupes est de vérifier la généralisation de la solution mathématique sur des cas d'apprentissage qui n'ont pas été utilisés lors du traitement. Cependant, en créant des analogues synthétiques des gisements à partir des gisements connus, on se retrouve à avoir, en réalité, des représentants de chaque gisement connu dans tous les groupes, quoique sous forme synthétique. Alors peut-on vraiment se fier sur les statistiques de généralisation dans ce cas? Il est possible d'en douter.

Les données de qualité cartographique ($P(D/A) / P(D)$) montrent une carte de très bonne qualité, avec les deux classes de prospectivité supérieures montrant une forte probabilité de trouver les gisements connus, et les deux classes inférieures montrant une probabilité faible (**Tableau 13**). On trouve par exemple que les deux classes de prospectivité les plus fortes réunies comprennent moins de 8 % de la superficie de la carte, mais près de 70 % des minéralisations connues. Les cartes de prospectivité résultantes sont intermédiaires entre les deux premières méthodes en termes de délimitation de zones (**Figure 16**; **Figure 17**; **Figure 18**).

Il est intéressant de comparer les résultats de prospectivité avec les forages antérieurs effectués dans la région. Une carte de densité de forages a été construite, et comparée avec les classes de prospectivité. La corrélation entre la prospectivité et les forages antérieurs est remarquable : plus on se trouve dans une classe de prospectivité élevée, plus les forages sont abondants, que ce soit en considérant la moyenne ou la médiane (**Tableau 14**). Cette relation est une indication très claire que la carte de prospectivité produite représente bien la réalité d'exploration.

Tableau 13. Statistiques de probabilités conditionnelles de gisements selon les classes de prospectivité, 10 % de bruit uniforme.

Classe de prospectivité	Nombre de cellules totales	Nombre de gîtes dans cette classe	P(D/A) / P(D)
<0,15	2 928	5	0,102981
0,15-0,5	1 085	17	0,94488
0,5-0,75	233	34	8,799952
>0,75	96	16	10,05093

Tableau 14. Densité de forages existants par classe de prospectivité, 10 % de bruit uniforme.

Classe de prospectivité	Nombre de cellules totales	Densité de forages moyenne	Densité de forage médiane
<0,15	2 928	12,5	5
0,15-0,5	1 085	17,5	9,1
0,5-0,75	233	32,2	18,2
>0,75	96	40,6	28,2

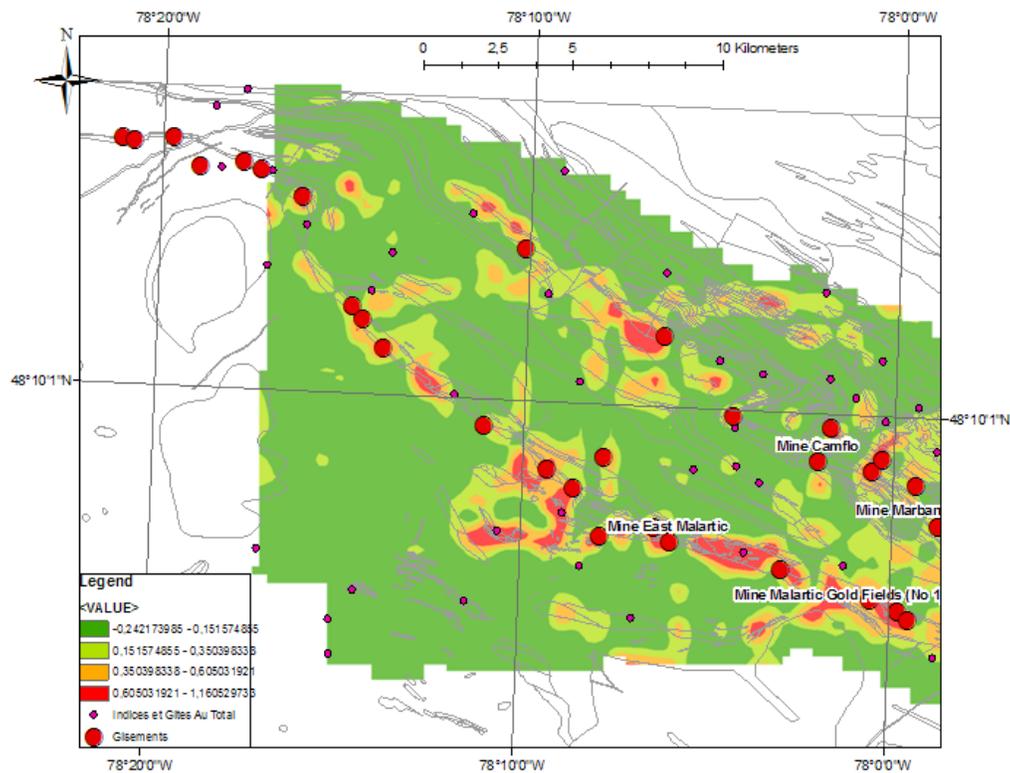


Figure 16. Carte de prospectivité minérale pour l'or pour le feuillet 32D01, par la méthode avec ajout de 10 % de bruit et séparation en trois ensembles.

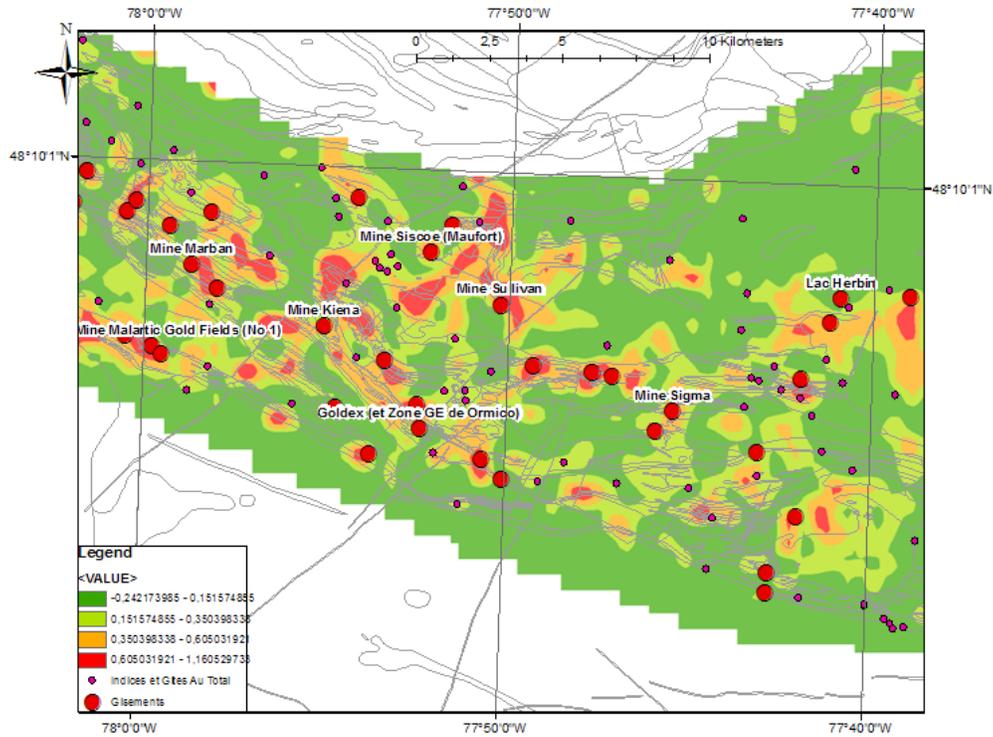


Figure 17. Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie ouest du feuillet 32C04, par la méthode avec ajout de 10 % de bruit et séparation en trois ensembles.

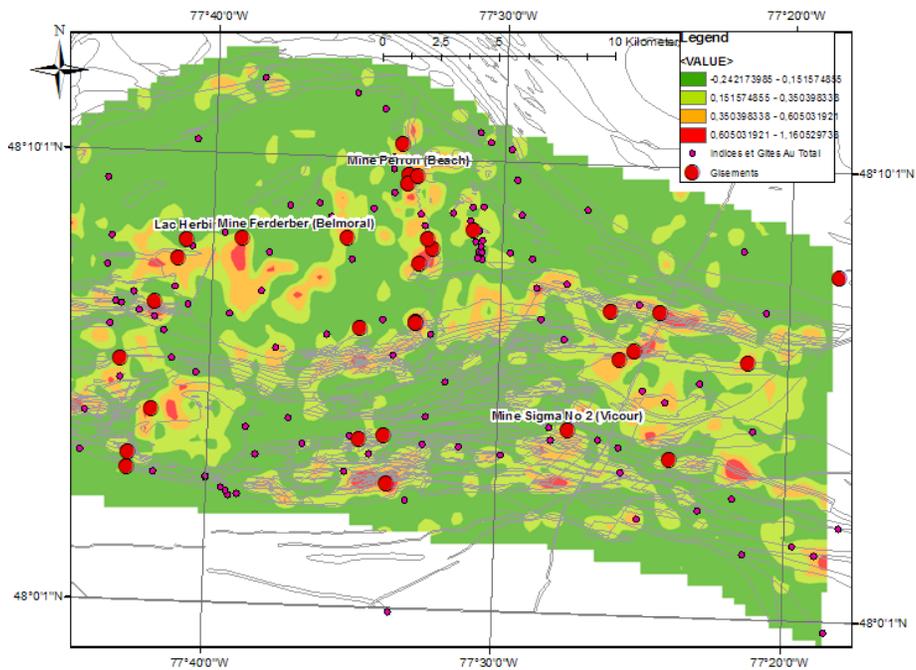


Figure 18. Carte de prospectivité minérale pour l'or pour la partie est du feuillet 32C04 et le feuillet 32C03, par la méthode avec ajout de 10 % de bruit et séparation en trois ensembles.

3.5.4 Analyse de sensibilité

Une analyse de sensibilité a également été effectuée par une analyse des données avec bruit ajouté (voir section 2.7). L'analyse de sensibilité est basée sur 150 cellules et des percentiles de 5 à 95 %. Pour chaque couche, la moyenne, l'écart-type et le maximum de variation des valeurs obtenues ont été calculés. Les couches les plus importantes dans le modèle, selon la moyenne, sont dans l'ordre les suivantes :

1. Fortes différences de compétence;
2. Direction à la zone tectonique de Cadillac;
3. Faibles distances aux linéaments géophysiques;
4. Forte moyenne de réactivité des roches;
5. Faible distance aux failles NW-SE;
6. Faible réactivité minimale des roches;
7. Faible réactivité maximale des roches;
8. Fortes valeurs du levé gravimétrique;
9. Faibles valeurs de l'intégration verticale du levé gravimétrique.

Les résultats de l'analyse de sensibilité (**Tableau 15**) confirment certaines hypothèses génétiques émises sur les gisements d'or orogéniques. Les zones de fortes différences de compétences sont susceptibles de créer des zones d'ouvertures favorables à la précipitation des fluides aurifères. Également, les roches réactives sont plus potentielles. On remarque au niveau structural qu'il s'agit des structures ESE (linéaments) ou SE (failles) qui sont les plus favorables aux minéralisations. Cette direction est parallèle à la zone tectonique de Cadillac. Les valeurs faibles de l'intégration verticale du magnétisme suggèrent que les gisements se retrouvent préférentiellement dans des blocs assez larges de valeurs plutôt basses. Peut-être s'agit-il ici d'une marque des systèmes hydrothermaux qui démagnétisent la roche en l'altérant? Cette hypothèse resterait à vérifier. Enfin, la présence des gisements sur des anomalies gravimétriques positives pourrait être reliée au fait que les roches ferrifères, qui sont les plus réactives, sont également les plus denses.

Tableau 15. Analyse de sensibilité pour l'ensemble des cellules de la carte de prospectivité pour l'or.

Couche d'information	Moy.	Ecart-type	Max	Mode du signe de corrélation
Gravité	0,21	0,14	0,52	+
Paléopression	0,06	0,07	0,33	-
Gradient horizontal de paléopression	0,05	0,04	0,16	+
Densité de linéaments géophysiques	0,11	0,11	0,57	±
Distance aux linéaments géophysiques NNE	0,10	0,10	0,50	-
Distance aux linéaments géophysiques ENE	0,07	0,08	0,39	+
Distance aux linéaments géophysiques NE	0,05	0,05	0,20	±
Distance aux linéaments géophysiques ESE	0,35	0,18	0,71	-
Distance aux linéaments géophysiques ductiles	0,06	0,06	0,30	+
Première dérivée verticale de la gravité	0,12	0,09	0,33	-
Complexité de la carte géologique	0,06	0,05	0,30	-
Compétence moyenne des roches	0,10	0,10	0,73	+
Compétence minimale	0,13	0,13	0,60	+
Compétence maximale	0,13	0,13	0,63	±
Différence de compétence des roches	0,43	0,22	0,91	+
Réactivité moyenne des roches	0,34	0,19	0,69	+
Réactivité minimale des roches	0,32	0,20	0,76	-
Réactivité maximale des roches	0,29	0,19	0,72	±
Différence de réactivité des roches	0,06	0,05	0,29	±

Moyenne de la première dérivée verticale magnétique	0,008	0,008	0,04	±
Écart-type de la première dérivée verticale magnétique	0,004	0,004	0,03	+
Moyenne du signal analytique magnétique	0,004	0,003	0,03	±
Écart-type du signal analytique magnétique	0,004	0,004	0,02	+
Moyenne de l'intégration verticale magnétique	0,16	0,11	0,48	-
Écart-type de l'intégration verticale magnétique	0,02	0,02	0,08	+
Distance aux failles E-W	0,06	0,06	0,24	±
Distance aux failles ESE-WNW	0,06	0,27	0,06	-
Distance aux failles NNE-SSW	0,07	0,06	0,27	±
Distance aux failles NE-SW	0,07	0,07	0,43	±
Distance aux failles SE-NW	0,34	0,18	0,70	-
Distance aux failles ENE-WSW	0,05	0,05	0,31	+
Distance à une faille de toute direction	0,06	0,05	0,22	-
Faciès métamorphique	0,04	0,05	0,21	±
Gradient horizontal du métamorphisme	0,04	0,18	0,04	+
Direction à la ZT Cadillac	0,41	0,20	0,76	n/a
Distance à la ZT Cadillac	0,09	0,08	0,33	+
Distance au porphyre le plus proche	0,14	0,13	0,70	+

3.5.5 Comparaison entre les trois techniques

Il est intéressant de comparer les trois techniques pour voir comment les résultats peuvent être influencés. D'abord, au niveau de la qualité cartographique (P(D/A)/P(D)), on constate que les trois méthodes donnent des cartes qui font en sorte que la plupart des gisements se trouvent dans des classes de prospectivité élevées qui représentent une faible superficie de la région. Cela signifie que ces trois cartes sont utiles pour cibler des secteurs circonscrits ayant un potentiel élevé. Pour ce qui est des matrices de confusion, les trois méthodes montrent de bons résultats : plus de 75 %, dont deux des méthodes à plus de 90 %. La corrélation entre le résultat attendu et le résultat prédit est nettement plus forte pour la méthode avec bruit que pour les deux autres méthodes et est la plus faible pour la méthode avec séparation en trois ensembles. Finalement, l'erreur moyenne au carré est trois fois plus élevée dans le cas de séparation en trois ensembles que dans les deux autres méthodes.

On peut se demander également jusqu'à quel point les cartes produites se ressemblent ou non. Pour ce faire, les coefficients de corrélation sur les valeurs de prospectivité par cellule ont aussi été calculés entre les différents ensembles. On remarque des coefficients de corrélation qui sont élevés dans tous les cas, ce qui signifie que les cartes de prospectivité ont des ressemblances évidentes peu importe la méthode.

Coefficient de corrélation de Spearman entre l'essai avec bruit de 10 % et l'essai avec séparation en trois ensembles : **0,60**.

Coefficient de corrélation de Spearman entre l'essai avec bruit de 10 % et l'essai avec un seul groupe d'entraînement : **0,77**.

3.5.6 Définition de cibles pour l'exploration

On peut définir plusieurs secteurs à fort potentiel en regroupant les zones de prospectivité élevée. À partir de ces secteurs, des cibles d'exploration pourraient être définies en considérant des secteurs de forte prospectivité se trouvant dans des zones où peu de forages sont présents.

4 PROSPECTIVITÉ MINÉRALE POUR LE DIAMANT EN AMÉRIQUE DU NORD

Une deuxième application des réseaux neuronaux pour évaluer la prospectivité minérale concerne la localisation des kimberlites en Amérique du Nord. La question posée est la suivante : est-il possible de prédire des secteurs favorables à la présence de kimberlites à l'échelle continentale à partir des données sismiques, gravimétriques et magnétiques de la lithosphère et de la présence des kimberlites déjà connues ?

4.1 Sélection de la région d'intérêt

Deux facteurs déterminent la sélection de la région d'intérêt. D'abord, la couverture des données de géophysique disponibles, en particulier la tomographie sismique, limite la région d'intérêt à un bloc rectangulaire bordé à l'est par le méridien 50W, à l'ouest par le méridien 130W, au nord par le parallèle 76N et au sud par le parallèle 30N. Ensuite, la couverture des données gravimétriques est manquante pour certains secteurs, ce qui oblige à laisser quelques trous à l'intérieur de cette région. La zone d'intérêt a été par la suite limitée au domaine continental. La zone d'intérêt finale est représentée à la **Figure 19**.



Figure 19. Région d'intérêt pour l'évaluation de la prospectivité du diamant en Amérique du Nord.

4.2 Couches d'information géoscientifiques

4.2.1 Maille des cellules

Le choix de la maille de traitement par le réseau de neurones est limité principalement par le volume de données pouvant être traité de façon réaliste et par la résolution de la tomographie sismique. La maille de traitement choisie est de 50 km x 50 km par cellule, ce qui divise la région d'intérêt en environ 8 000 cellules.

4.2.2 Couches en entrées

Les couches de données disponibles à l'échelle de l'Amérique du Nord qui ont été utilisées dans ce traitement sont de trois types :

- Sismique
- Gravimétrie
- Magnétisme

4.2.3 Transformation des couches de données brutes en couches d'information

4.2.3.1 Sismique

Les données sismiques utilisées proviennent d'un modèle de tomographie sismique 3D. Il s'agit d'un modèle des vitesses sismiques relatives entre 30 et 250 km de profondeur pour l'Amérique du Nord. Les données fournies au départ étaient à une résolution de 1° de latitude et longitude, soit environ 100 km x 50 km (les dimensions en km varient selon la latitude). Verticalement, la résolution est de 5 km. Pour les ramener à une maille plus semblable à la résolution des données gravimétriques, elles ont été interpolées à une maille de 0,1° (c.-à-d. ~10 km) par la méthode « Spline » du logiciel ArcGIS, en utilisant une fenêtre d'interpolation variable en taille, mais avec un nombre de points fixé à 12. Des couches de gradients horizontaux ont été calculées pour chaque profondeur, avec la fonction « Slope » disponible dans le logiciel ArcGIS. Ces couches de gradients ont été faites à une maille de 0,1° à partir des cartes de vitesses interpolées.

Pour diminuer la masse de données à traiter, seules les tranches de profondeur multiples de 10 ont été conservées (c.-à-d. les profondeurs 30, 40, 50, etc.); les tranches 35, 45, 55, etc., ont été enlevées.

4.2.3.2 Gravimétrie et magnétisme

Les données gravimétriques et magnétiques brutes disponibles sont à une échelle de 2 km pour la gravité et 800 m pour le levé magnétique de l'Amérique du Nord. Pour ramener ces données à la taille de la maille de traitement (50 km x 50 km), un traitement a été effectué pour calculer la moyenne des valeurs de gravimétrie ainsi que leur écart-type dans la cellule. L'utilisation de l'écart-type permet d'avoir une idée du relief géophysique horizontal du secteur. Ces calculs ont été effectués grâce à la fonction « zonal statistics » de ArcGIS.

Différentes couches ont été dérivées des données brutes à l'aide du logiciel Oasis Montaj. Il s'agit des continuations vers le haut à 10, 25, 50 et 100 km pour la gravité, et des continuations vers le haut à 5, 10, 25 et 100 km pour le levé magnétique. La moyenne et l'écart-type de ces données dérivées ont été extraites de la même façon que les données de gravimétrie. Les continuations vers le haut permettent de

filtrer le bruit causé par les anomalies de faible longueur d'onde et de représenter ainsi plus efficacement des ensembles de plus en plus grands avec une plus grande continuation vers le haut.

4.2.4 Choix de la couche de sortie (gisements)

Deux traitements distincts ont été effectués avec deux couches de sortie distinctes. La première couche en sortie a été formée d'une compilation des kimberlites connues en Amérique du Nord, faite au CONSOREM². Les kimberlites choisies comprennent celles qui sont diamantifères ou non. Une valeur de 1 est codée dans une cellule contenant au moins une kimberlite et une valeur de 0 dans le cas d'une cellule n'en contenant pas. La deuxième consiste à choisir seulement les kimberlites qui sont connues comme étant diamantifères.

4.3 Méthodologie de traitement

4.3.1 Topologie et caractéristiques du réseau utilisé

Le réseau de neurones utilisé pour tous les traitements est un réseau de type modulaire, avec le logiciel NeuroSolutions (NeuroDimensions Inc, 2004) dont les paramètres sont les suivants :

- 20 neurones cachés par niveau
- 2 niveaux cachés
- 5 000 cycles de traitement maximum
- 3 reprises de traitement, en gardant la meilleure reprise
- Arrêt du traitement après 50 cycles sans amélioration de l'erreur moyenne sur l'ensemble de validation
- Algorithme d'apprentissage « Quickprop », avec taux d'apprentissage variable

4.3.2 Problème du déséquilibre entre cellules de gîtes et cellules stériles

Dans le cas de l'évaluation du potentiel minéral pour les kimberlites, il y a une sous-représentation des cellules contenant des kimberlites connues par rapport aux cellules n'en contenant pas. Seulement 92 cellules sur 7787 contiennent des kimberlites diamantifères ou non. Pour le traitement, il a été décidé d'utiliser deux des trois méthodes présentées dans le cas de la prospectivité de l'or. Voici les détails pertinents aux deux méthodes :

- Faire un traitement avec gradient pondéré pour la différence entre les deux groupes de cellules.
- Séparation en trois groupes de la façon suivante : 50 % pour le groupe d'entraînement, 25 % pour le groupe de test et 25 % pour le groupe de validation.

Voici les détails pertinents qui différencient les deux méthodes :

- Méthode 1 : pas de bruit de fond ajouté;
- Méthode 2 : ajouter un bruit de fond uniforme de $\pm 10\%$ avec 30 cellules de kimberlites synthétiques ajoutées par cellule de kimberlite réelle, pour éviter les problèmes de déséquilibre possible entre les groupes d'entraînement, de test et de validation.

² <http://www.consorem.ca/kimberlite/kimberlites.html>

4.4 Résultats

4.4.1 Couche de sortie kimberlites diamantifères ou non

4.4.1.1 Méthode 1 : Séparation en trois ensembles (50 % entraînement, 25 % validation, 25 % test) sans ajout de bruit de fond, kimberlites diamantifères ou non

Il s'agit ici d'un essai effectué avec une séparation en trois ensembles sans ajouter de bruit. Comme dans le cas de l'exemple sur la prospectivité de l'or pour cette même méthode, on remarque une variation importante des pourcentages de classification pour les cellules de kimberlites selon le groupe (100 % dans le groupe d'entraînement, 78 % dans le groupe de validation et 52 % dans le groupe de test) (**Tableau 16** à **Tableau 18**). Dans le cas des cellules stériles, les pourcentages sont beaucoup plus stables et oscillent autour de 87 %. En général, on constate donc, que malgré des variations évidentes entre les trois groupes, une très bonne séparation est faite entre les cellules stériles et les cellules de kimberlites. L'erreur moyenne au carré est relativement basse et assez semblable à la méthode avec bruit. Le coefficient de corrélation entre la favorabilité prédite et connue est assez faible (à 0,15 environ) dans les ensembles de test et de validation.

Les mesures de probabilités conditionnelles de gisements obtenues, si on divise la favorabilité en quatre classes (<0,15; 0,15-0,5; 0,5-0,75; >0,75), donnent une carte de favorabilité dans laquelle les deux classes les plus favorables représentent une petite aire contenant la grande majorité des gisements (**Tableau 19**). En particulier, la classe >0,75 représente environ 5 % du territoire, mais contient près de 66 % des kimberlites connues. En ce sens, la carte produite est très cohérente.

Deux principales zones de potentiel pour les kimberlites diamantifères ou non au Québec ressortent (**Figure 20**; **Figure 21**). La première correspond au champ du Témiscamingue. Il est intéressant de constater que la zone de potentiel associée à ce champ s'étend vers l'E-S-E à partir du Témiscamingue, jusque dans la zone de parautochtone grenvillien. La seconde zone importante se trouve dans les Torngats et dans son piémont. On peut noter que la zone de potentiel s'étend surtout vers le S-O à partir des kimberlites connues, ce qui suggère un potentiel inexploré dans ce secteur. Il est également intéressant de noter que la zone de potentiel est orientée dans la même direction que les dykes de kimberlites de ce secteur, c.-à-d. vers le N-E. Certaines zones de potentiel plus subtiles apparaissent également dans le secteur de la Baie-James.

Tableau 16. Matrice de confusion de l'ensemble de test pour les kimberlites diamantifères ou non, sans bruit de fond.

Output / Désiré	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Kimberlite? (OUI)	11	243
Kimberlite? (NON)	10	1 682

Performance	Kimberlite?(OUI)	Kimberlite?(NON)
Erreur moyenne au carré	0,09348082	0,092512124
Coefficient de corrélation	0,1411823	0,135632757
Pourcentage correct	52,38095093	87,37662506

Tableau 17. Matrice de confusion de l'ensemble de validation pour les kimberlites diamantifères ou non sans bruit de fond.

Output / Désiré	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Kimberlite? (OUI)	11	248
Kimberlite? (NON)	3	1 684

Performance	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Erreur moyenne au carré	0,093152268	0,090422454
Coefficient de corrélation	0,171172272	0,166106533
Pourcentage correct	78,57142639	87,16355896

Tableau 18. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement pour les kimberlites diamantifères ou non sans bruit de fond.

Output / Desired	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Kimberlite? (OUI)	56	443
Kimberlite? (NON)	0	3 395

Performance	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Erreur moyenne au carré	0,083111628	0,081893256
Coefficient de corrélation	0,312257227	0,316082769
Pourcentage correct	100	88,45752716

Tableau 19. Statistiques de probabilités conditionnelles de kimberlites selon les classes de prospectivité, sans bruit ajouté.

Classe de prospectivité	Nombre de cellules totales	Nombre de gîtes dans cette classe	P(D/A) / P(D)
<0,15	4 901	5	0,08
0,15-0,5	1 839	8	0,37
0,5-0,75	653	19	2,48
>0,75	393	59	12,84

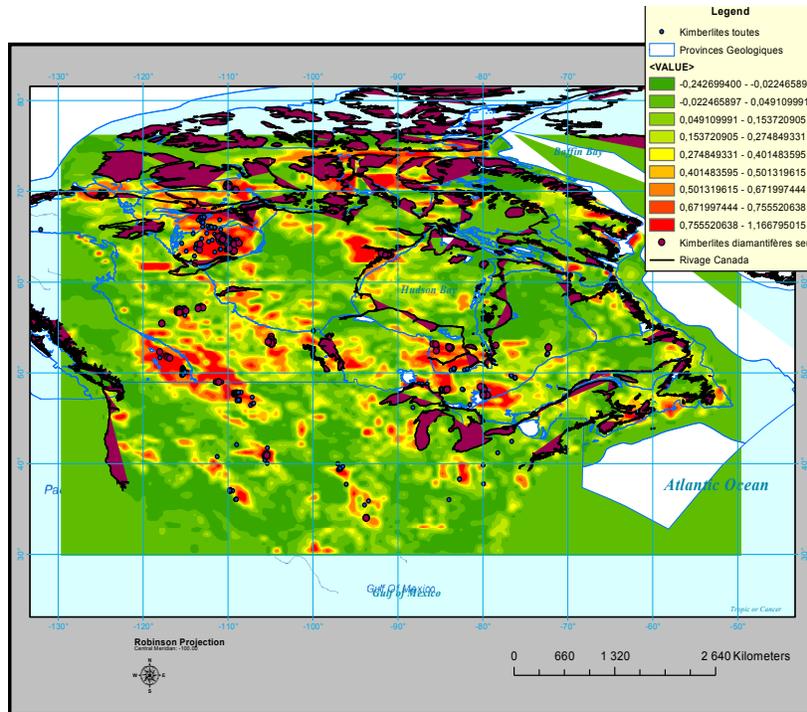


Figure 20. Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères ou non en Amérique du Nord, sans bruit ajouté.

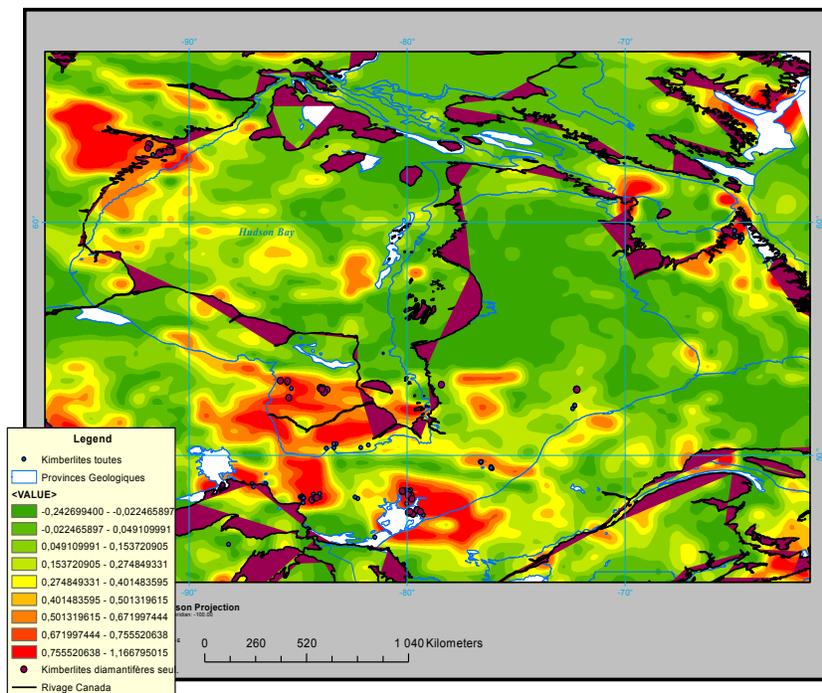


Figure 21. Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères ou non au Québec et en Ontario, sans bruit ajouté.

4.4.1.2 Méthode 2 : Ajout de ± 10 % de bruit uniforme avec séparation en trois ensembles (50 % E, 25 % V, 25 % T), kimberlites diamantifères ou non

Ce test consiste à ajoute ± 10 % de bruit uniforme à partir des cellules contenant des kimberlites connues. Trente kimberlites synthétiques ont été créées par kimberlite réelle.

Les résultats des matrices de confusion montrent que l'efficacité de classification des kimberlites approche 90 % avec cette méthode et entre 80-85 % pour les cellules stériles, peu importe l'ensemble (**Tableau 20** à **Tableau 22**). Cette classification est dans l'ensemble meilleure que celle de la méthode 1. Ceci se répercute également sur le coefficient de corrélation, qui est très élevé (0,7) pour la méthode 2.

Les mesures de probabilités conditionnelles montrent également une carte de très bonne qualité, dans laquelle les deux classes supérieures contiennent la grande majorité des kimberlites tout en représentant une superficie faible du total. Dans l'ensemble, toutes les mesures indiquent que cette deuxième méthode est supérieure à la première (**Tableau 23**).

Les régions du Témiscamingue et des Torngats, présentes sur la carte de prospectivité résultant de la méthode 1, montrent également un potentiel évident avec cette méthode (**Figure 22**; **Figure 23**). L'importance de la zone des Torngats est amplifiée, mais toujours de même direction. De nouveaux secteurs apparaissent sur cette carte. En particulier, on peut noter que le secteur des kimberlites des monts Otish apparaît très clairement. En particulier, il est à noter que l'orientation de la zone de potentiel NNW correspond à l'orientation des dykes, et qu'en plus, le potentiel semble élevé dans le Grenville, au sud-est du bassin paléoprotérozoïque.

Tableau 20. Matrice de confusion de l'ensemble de test pour les kimberlites diamantifères ou non, avec ± 10 % de bruit uniforme.

Output / Désiré	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Kimberlite? (OUI)	632	339
Kimberlite? (NON)	78	1 580

Performance	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Erreur moyenne au carré	0,112947571	0,115322649
Coefficient de corrélation	0,700465085	0,692487934
Pourcentage correct	89,01408386	82,33454895

Tableau 21. Matrice de confusion de l'ensemble de validation pour les kimberlites diamantifères ou non avec ± 10 % de bruit uniforme.

Output / Désiré	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Kimberlite? (OUI)	625	311
Kimberlite? (NON)	79	1 614

Performance	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Erreur moyenne au carré	0,107048771	0,108180515
Coefficient de corrélation	0,716437437	0,711374459
Pourcentage Correct	88,77841187	83,84415436

Tableau 22. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement pour les kimberlites diamantifères ou non avec $\pm 10\%$ de bruit uniforme.

Output / Désiré	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Kimberlite? (OUI)	1 291	601
Kimberlite? (NON)	116	3 250

Performance	Kimberlite? (OUI)	Kimberlite? (NON)
Erreur moyenne au carré	0,101299229	0,101841025
Coefficient de corrélation	0,734351676	0,732528746
Pourcentage Correct	91,75550842	84,3936615

Tableau 23. Statistiques de probabilités conditionnelles de kimberlites diamantifères ou non selon les classes de prospectivité, avec 10 % de bruit ajouté.

Classe de prospectivité	Nombre de cellules totales	Nombre de gîtes dans cette classe	P(D/A) / P(D)
<0,15	4 054	0	0
0,15-0,5	2 328	14	0,47
0,5-0,75	865	23	2,11
>0,75	539	54	7,97

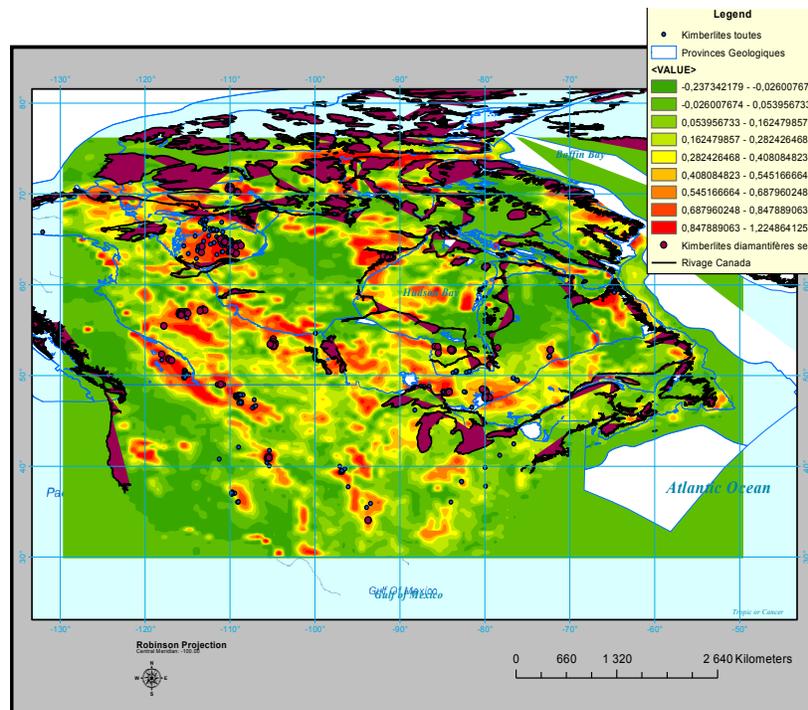


Figure 22. Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères ou non en Amérique du Nord, méthode avec 10 % de bruit ajouté.

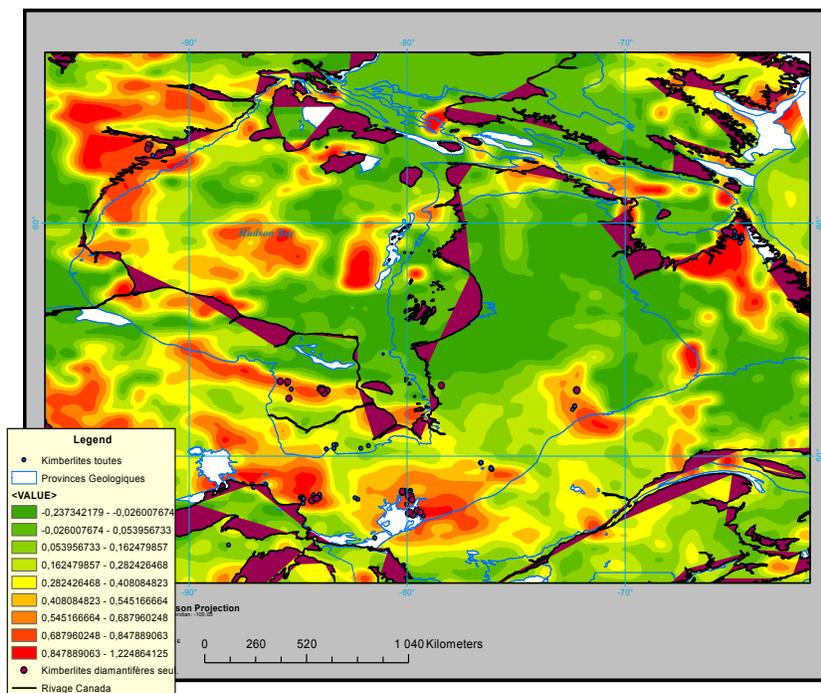


Figure 23. Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères ou non au Québec et en Ontario, méthode avec 10 % de bruit ajouté.

4.4.2 Couche de sortie kimberlites diamantifères

4.4.2.1 Méthode 1 : Ajout de $\pm 10\%$ de bruit uniforme avec séparation en trois ensembles (50 % E, 25% V, 25 % T), kimberlites diamantifères

Plutôt que d'utiliser toutes les kimberlites, diamantifères ou non, ce traitement est limité aux kimberlites qui sont rapportées comme étant suffisamment diamantifères. Ce traitement montre des pourcentages élevés et stables de classification dans les trois ensembles (**Tableau 24** à **Tableau 26**).

Tableau 24. Matrice de confusion de l'ensemble de test pour les kimberlites diamantifères avec $\pm 10\%$ de bruit uniforme.

.Output / Désiré	Diamantifère? (OUI)	Diamantifère? (NON)
Diamantifère? (OUI)	444	287
Diamantifère? (NON)	34	1 624

Performance	Diamantifère? (OUI)	Diamantifère? (NON)
Erreur moyenne au carré	0,103531051	0,101578841
Coefficient de corrélation	0,684246343	0,688405081
Pourcentage correct	92,88703156	84,98168182

Tableau 25. Matrice de confusion de l'ensemble de validation pour les kimberlites diamantifères avec ± 10 % de bruit uniforme.

Output / Désiré	Diamantifère? (OUI)	Diamantifère? (NON)
Diamantifère? (OUI)	394	313
Diamantifère? (NON)	37	1 645

Performance	Diamantifère? (OUI)	Diamantifère? (NON)
Erreur moyenne au carré	0,109628645	0,10682241
Coefficient de corrélation	0,651561829	0,658941851
Pourcentage correct	91,41531372	84,01429749

Tableau 26. Matrice de confusion de l'ensemble d'entraînement pour les kimberlites diamantifères avec ± 10 % de bruit uniforme.

Output / Désiré	Diamantifère? (OUI)	Diamantifère? (NON)
Diamantifère? (OUI)	878	592
Diamantifère? (NON)	41	3 267

Performance	Diamantifère? (OUI)	Diamantifère? (NON)
Erreur moyenne au carré	0,102902872	0,100750703
Coefficient de corrélation	0,689494637	0,694775691
Pourcentage correct	95,53862762	84,65924072

Sur la carte de prospectivité (**Figure 24; Figure 25**), la presque totalité des kimberlites diamantifères sont localisées dans des zones de forte prospectivité. Les kimberlites non-diamantifères sont systématiquement localisées dans des zones de faibles prospectivité à l'exception des champs de kimberlites de Témiscamingue et de Buffalo Head et Birch Hills en Alberta, où des kimberlites diamantifères coexistent. On observe une grande zone de prospectivité arquée et presque continue depuis le champ de Lac de Gras jusqu'aux monts Otish, en passant par les kimberlites de Fort à la Corne, Attawapiskat et Wemindji. Plusieurs failles majeures délimitent ou segmentent les zones de favorabilité, ce qui suggère qu'il pourrait s'agir de blocs mantelliques de composition différente. Par exemple, la zone de prospectivité qui relie les kimberlites d'Attawapiskat et celles des Otish est délimitée en Ontario par la faille Winisk et les Basses-Terres de la Baie d'Hudson et au Québec par la Faille de Vaujours.

Plus à l'est, dans le secteur des monts Otish, la zone de prospectivité orientée NNW est évidente. Il est à noter que cette direction est la même que celle des dykes de Mistassini (2140 Ma). Il est très intéressant de remarquer que le plus haut potentiel se trouve au sud-est des monts Otish, à l'intérieur du parautochtone du Grenville. Une zone de prospectivité annulaire épouse la forme de la Baie d'Ungava dans le Nord du Québec. Les kimberlites diamantifères des Torngats sont localisées sur le flanc est de ce secteur. Fait intéressant, la zone de prospectivité élevée à l'ouest des Torngats (en orange) a une forme orientée vers le NE, ce qui correspond également à l'orientation de ces dykes. Une autre zone de prospectivité dans le Supérieur se trouve localisée autour de l'Ashuanipi (sud-ouest de Shefferville), à la jonction triple entre la Fosse du Labrador et le Front de Grenville. Finalement, un secteur de forme ovale orienté SE-NO et qui comprend les kimberlites du Témiscamingue, se poursuit vers le SE jusque sous le parautochtone grenvillien.

L'analyse de sensibilité (**Tableau 27**) suggère que ce sont les couches de gradient qui sont les plus importantes dans le modèle mathématique. En particulier, les couches de gradient à la base de la lithosphère, à 170, 210, 240 et 250 km, sont importantes; à noter l'association positive entre le potentiel et

les gradients à 170 et 210 km qui représentent la zone de production des magmas kimberlitiques. Les couches de vitesses, quant à elles, ont moins d'importance dans le modèle, mais on peut noter une association générale positive entre la vitesse et le potentiel. Finalement, il faut noter que la couche de gravité est corrélée de façon fortement négative avec le potentiel.

Tableau 27. Analyse de sensibilité pour le traitement des kimberlites diamantifères.

Couche d'information	Moy.	Ecart-type	Max	Mode du signe de corrélation
Gradient 30 km	0,04	0,05	0,25	±
Gradient 40 km	0,11	0,11	0,49	±
Gradient 50 km	0,09	0,10	0,47	-
Gradient 60 km	0,14	0,12	0,49	+
Gradient 70 km	0,12	0,12	0,53	±
Gradient 80 km	0,07	0,08	0,34	±
Gradient 90 km	0,10	0,09	0,36	+
Gradient 100 km	0,10	0,10	0,40	+
Gradient 110 km	0,07	0,08	0,36	±
Gradient 120 km	0,14	0,15	0,48	-
Gradient 130 km	0,09	0,10	0,40	±
Gradient 140 km	0,05	0,06	0,26	±
Gradient 150 km	0,08	0,09	0,37	+
Gradient 160 km	0,09	0,09	0,36	±
Gradient 170 km	0,20	0,19	0,69	+
Gradient 180 km	0,13	0,12	0,53	-
Gradient 190 km	0,06	0,07	0,32	±
Gradient 200 km	0,08	0,09	0,37	-
Gradient 210 km	0,20	0,18	0,72	+
Gradient 220 km	0,09	0,10	0,45	±
Gradient 230 km	0,10	0,10	0,41	±
Gradient 240 km	0,19	0,40	0,52	-
Gradient 250 km	0,23	0,19	0,64	+
Vélocités 30 km	0,10	0,10	0,37	+
Vélocités 40 km	0,11	0,12	0,43	+
Vélocités 50 km	0,11	0,11	0,41	+
Vélocités 60 km	0,09	0,08	0,32	+
Vélocités 70 km	0,08	0,08	0,32	±
Vélocités 80 km	0,14	0,13	0,59	±
Vélocités 90 km	0,04	0,04	0,25	±
Vélocités 100 km	0,08	0,09	0,48	±
Vélocités 110 km	0,11	0,13	0,51	±
Vélocités 120 km	0,08	0,08	0,41	±
Vélocités 130 km	0,06	0,07	0,33	±
Vélocités 140 km	0,15	0,16	0,54	+
Vélocités 150 km	0,11	0,09	0,35	+
Vélocités 160 km	0,11	0,12	0,49	+
Vélocités 170 km	0,05	0,27	0,05	±
Vélocités 180 km	0,06	0,07	0,27	+
Vélocités 190 km	0,13	0,12	0,39	+
Vélocités 200 km	0,07	0,07	0,29	±
Vélocités 210 km	0,06	0,07	0,32	±

Couche d'information	Moy.	Ecart-type	Max	Mode du signe de corrélation
Vélocités 220 km	0,05	0,06	0,29	±
Vélocités 230 km	0,07	0,08	0,39	±
Vélocités 240 km	0,04	0,05	0,23	±
Vélocités 250 km	0,08	0,08	0,34	±
Mag Brut moyenne	0,04	0,05	0,26	-
Mag Brut écart-type	0,01	0,01	0,04	±
Mag cont. Haut 10 km moyenne	0,05	0,05	0,23	-
Mag cont. Haut 10 km écart-type	0,02	0,03	0,14	±
Mag cont. Haut 25 km moyenne	0,04	0,05	0,18	±
Mag cont. Haut 25 km écart-type	0,04	0,04	0,14	+
Mag cont. Haut 100 km moyenne	0,14	0,14	0,56	±
Mag cont. Haut 100 km écart-type	0,10	0,11	0,38	-
Mag cont. Haut 5 km moyenne	0,06	0,06	0,24	-
Mag cont. Haut 5 km écart-type	0,14	0,11	0,49	-
Gravité cont. Haut 10 km moyenne	0,01	0,01	0,06	-
Gravité cont. Haut 10 km écart-type	0,001	0,001	0,003	±
Gravité cont. Haut 25 km moyenne	0,01	0,01	0,07	-
Gravité cont. Haut 25 km écart-type	0,01	0,01	0,02	+
Gravité cont. Haut 50 km moyenne	0,04	0,03	0,16	+
Gravité cont. Haut 50 km écart-type	0,01	0,01	0,02	+
Gravité cont. Haut 100 km moyenne	0,08	0,07	0,31	+
Gravité cont. Haut 100 km écart-type	0,01	0,01	0,05	±
Gravité Brut moyenne	0,30	0,19	0,66	-
Gravité Brut écart-type	0,01	0,01	0,02	+

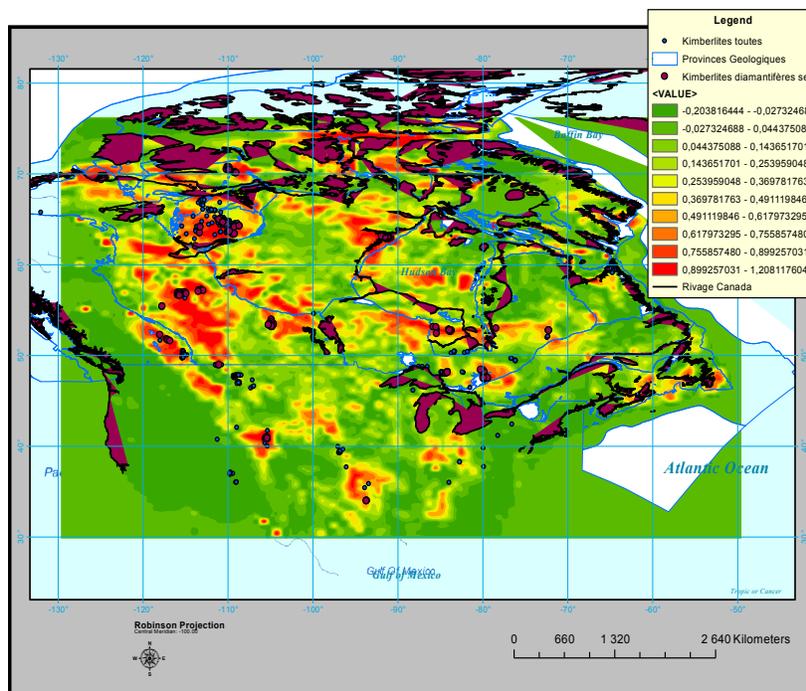


Figure 24. Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères en Amérique du Nord, avec 10 % de bruit ajouté.

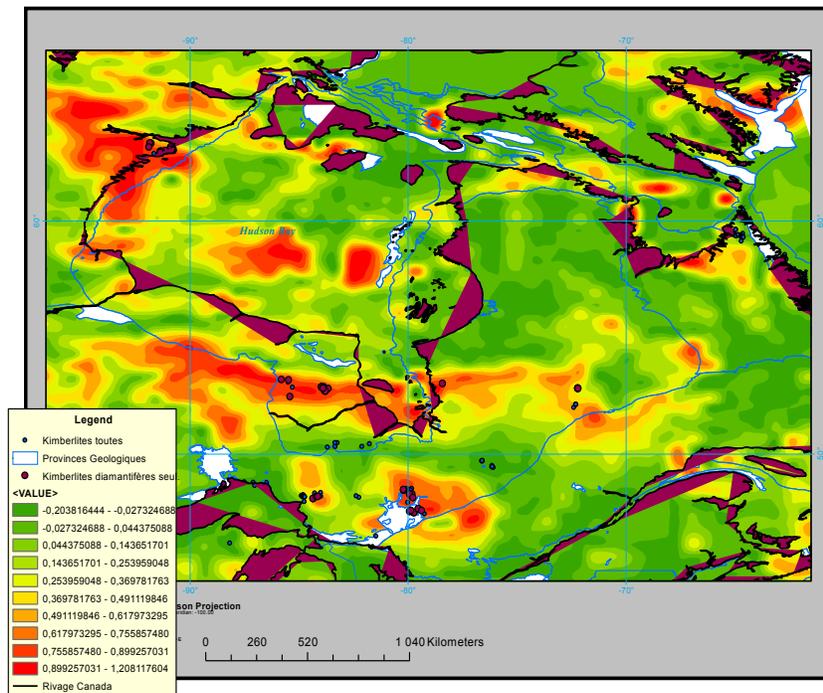


Figure 25. Carte de prospectivité pour les kimberlites diamantifères au Québec et en Ontario, avec 10 % de bruit ajouté.

5 CONCLUSIONS

Les deux exemples présentés démontrent clairement l'utilité et l'applicabilité des réseaux neuronaux en exploration minérale. Cette méthode puissante de résolution de problèmes peut être appliquée à de nombreux autres cas rencontrés en exploration minérale. Chacun des exemples traités dans le cadre de ce projet fournit à la fois des secteurs potentiels pour l'exploration ainsi que des indications très intéressantes sur les contrôles de la minéralisation d'un point de vue empirique. Il ne faut toutefois jamais perdre de vue que toute méthode mathématique semblable ne peut fonctionner correctement que si les données qui lui sont fournies sont pertinentes au problème à résoudre et que ces couches d'information sont correctement construites. Il revient au géologue de fournir l'expertise nécessaire à la réalisation à cette étape cruciale du processus.

REMERCIEMENTS

De sincères remerciements s'adressent à Stéphane Faure, pour avoir fourni les données tirées de ses projets précédents, pour avoir réalisé les traitements géophysiques de la région de Val-d'Or et de l'Amérique du Nord, pour avoir fourni les données de sismique de l'Amérique du Nord et pour l'interprétation des résultats sur les kimberlites. Je tiens particulièrement à remercier Michel Gauthier qui a été le premier à me faire connaître l'existence de la technique des réseaux neuronaux et qui m'a fourni les données sur le métamorphisme de la région de Val-d'Or. Je voudrais finalement remercier Réal Daigneault pour ses conseils dans le traitement de l'or dans la région de Val-d'Or ainsi qu'Isabelle Lapointe et Geneviève Boudrias pour la revue du manuscrit.

RÉFÉRENCES

- Bonham-Carter, G.F., 1994. Geographic information systems for geoscientists. Pergamon Press.
- Bougrain, L., Gonzalez, M., Bouchot, V., Cassard, D., Lips, A.L.W., Alexandre, F., Stein, G., 2003. Knowledge recovery for continental-scale mineral exploration by neural networks. *Natural Resources Research*, 12, no 3 : pp.173-181.
- Brown, W., Groves, D.I., Gedeon, T., 2000. Artificial neural networks : a new method for mineral prospectivity mapping. *Australian Journal of Earth Sciences*, no 47 : pp.757-770.
- Brown, W. Gedeon, T. Groves, D.I., 2003a. Use of noise to augment training data: a neural network method of mineral-potential mapping in regions of limited known deposits examples. *Natural Resources Research* 12, no 2 : pp. 141-152.
- Brown, W., Groves, D. I., Gedeon, T., 2003b. Use of Fuzzy Membership Input layers to combine subjective geological knowledge and empirical data in a neural network method for mineral potential mapping. *Natural Resources Research*, vol. 12, no 3 : pp.183-200.
- Couture, J.F., Pilote, P., Machado, N., Desrochers, J.P., 1994. Timing of gold mineralization in the Val-d'Or District, southern Abitibi Belt; evidence for two distinct mineralizing events. *Economic Geology* 89: pp.1542-1551.
- ESRI Inc. 2005. ArcGIS [logiciel version 9.0].
- Faure, S. 2001. Modélisation des paléopressions dans la zone volcanique sud de l'Abitibi : un outil de prédiction pour l'exploration. Rapport 2001-11. Rapport de recherche du CONSOREM.
- Faure, S. 2003. Mégalinéaments géophysiques et minéralisation dans la Province de Supérieur. Projet 2002-03. Projet du Consorem.
- Geosoft Corporation. 2004 Oasis Montaj [logiciel version 5.1.7].
- Groves, D.I., Goldfarb, R.J., Gebre-Mariam, M., Hagemann, S.G., & Robert, F., 1998. Orogenic gold deposits: A proposed classification in the context of their crustal distribution and relationship to other gold deposit types. *Ore Geology Reviews*, Volume 13, Issues 1-5, Pages 7-27.
- Groves, D.I., 2002. Orogenic Gold Deposit Workshop. Matériel de l'atelier présenté à l'UQAM, avril 2002.
- Kartalopoulos, S.V., 1996. Understanding neural networks and fuzzy logic. Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- Masters, T., 1993. Practical neural network recipes in C++. Academic Press.
- Mikucki, E.J., 1998. Hydrothermal transport and depositional processes in Archean lode-gold systems : A review. *Ore Geology Reviews*, 13: 307-321.
- NeuroDimension Incorporated. 2004. NeuroSolutions [logiciel version 4.0].
- Pan, G., Harris, D. P., 2000. Information synthesis for mineral exploration. *Spatial Information Systems*.
- Parizeau, M., 2004. Le perceptron multicouche et son algorithme de rétropropagation des erreurs. Département de génie électrique et de génie informatique, Université Laval.

- Pilote, P., Beaudoin, G., Chabot, F., Crevier, M., Desrochers, J.P., Giovenazzo, D., Lavoie, S., Moorhead, J., Mueller, W., Pelz, P., Robert, F., Scott, C., Tremblay, A., Vorobiev, L., 2000. Géologie de la région de Val-d'Or, Sous-province de l'Abitibi – Volcanologie physique et évolution métallogénique. Ministère des Ressources naturelles du Québec, document MB 2000-09.
- Porwal, A., Carranza, E.J.M., et Hale, M., 2003. Artificial neural networks for mineral-potential mapping : A case study from Aravalli Province, Western India. *Natural Resources Research*, 12, no 3 : pp.155-171
- Robert, F., 2001. Syenite-associated disseminated gold deposits in the Abitibi greenstone belt, Canada. *Mineralium Deposita*, 36 : pp.503-516.
- Robert, F et Brown, C.A., 1986 – Archean gold bearing quartz veins at the Sigma Mine, Abitibi greenstone belt, Quebec; Part I, Geologic relations and formation of the vein system. *In Economic Geology*, May 1986, V.81, no. 3. : pp. 578-592.
- Shigeo, A., 1997. *Neural networks and fuzzy systems*. Kluwer Academic.
- Singer, D.A., Kouda, R., 1996. Application of a feedforward neural network in the search for Kuroko deposits in the Hokuroko district, Japan. *Mathematical Geology* 28 : pp.1017-1023.

**ANNEXE 1 : TABLE DES COMPÉTENCES ET RÉACTIVITÉS ESTIMÉES DES LITHOLOGIES
SIMPLIFIÉES DE LA CARTE GÉOLOGIQUE DE VAL-D'OR – MALARTIC**

Faciès	Compétence	Réactivité
I1	50	20
I1B	50	10
I1C	50	20
I1D	50	30
I1[PP]	50	20
I2E	50	20
I2I	45	35
I2J	45	30
I2[PP]	40	30
I3	50	40
I3A	50	40
I3B	NULL	NULL
M16	40	40
M8	30	30
S3-S4	30	20
S3-S6	25	20
S6	20	30
S9	40	50
T	30	25
T1	30	20
T2	30	30
T1-T2	30	25
T2-T3	30	35
V1	30	30
V1-V2	35	33
V3A	40	30
V3B	40	40
V3B-V4	30	30
V4-I4	20	35
V2J-T2	35	30

[Retour au texte.](#)