

## Transformer les prévisions à l'échelle régionale en détections à l'échelle de la cible - grâce à des méthodes statistiques et d'apprentissage automatique avancées



## Transformer les prévisions à l'échelle régionale en détections à l'échelle de la cible - grâce à des méthodes statistiques et d'apprentissage automatique avancées

Pour ce dernier article, nous avons invité Bijal Chudasama, chercheuse postdoctorale, et Johanna Torppa, scientifique chevronnée au sein de l'Unité des solutions d'information du Centre de recherche géologique de Finlande (GTK), à nous orienter sur les recherches qu'elles mènent dans le cadre du projet Horizon 2020 New Exploration Technologies (Nouvelles technologies d'exploration) (NEXT), financé par l'UE. Le domaine de spécialisation qu'elles ont abordé avec nous pour cet article concerne l'analyse de la prospectivité minérale.

### Pouvez-vous nous présenter la portée et l'objectif de l'analyse de la prospectivité minérale?

L'analyse de la prospectivité minérale vise à distinguer les zones à fort potentiel minéral de celles à faible potentiel. Les cartes de prospectivité qui en résultent montrent la variation du potentiel minéral prédit dans une zone d'étude. Elles sont utilisées, par exemple, dans le ciblage de l'exploration minérale par les sociétés minières ainsi que dans l'aménagement du territoire par le secteur public. Les deux parties essentielles de l'analyse de la prospectivité minérale sont (1) la modélisation conceptuelle des systèmes minéraux et (2) la modélisation de la prospectivité minérale. La modélisation conceptuelle des systèmes minéraux consiste à acquérir une compréhension géologique des processus qui forment un gisement minéral d'un certain type. La modélisation de la prospection minérale consiste à générer un modèle mathématique basé sur les variables géoscientifiques représentant les processus de minéralisation et à prédire les valeurs de prospection sur la base de ce modèle. En outre, il y a plusieurs phases de traitement des données et d'analyse statistique pour étayer l'analyse.

L'analyse de la prospectivité est généralement effectuée à l'échelle régionale, y compris à l'échelle du bouclier et de la ceinture, en fonction de l'utilisation prévue des cartes.

Le Centre de recherche géologique de Finlande (GTK) a, au fil des ans, élaboré des méthodes de modélisation de la prospectivité et mis en œuvre de manière systématique la modélisation de la minéralisation en Finlande et à l'étranger. Ces études ont été menées à l'échelle régionale, à l'échelle de la ceinture et également à des échelles plus petites, du camp à la cible, pour divers systèmes minéraux. Grâce à cet effort, la Finlande a été à l'avant-garde de la modélisation de la prospectivité minérale et de l'évaluation des ressources minérales à l'échelle du pays, et en particulier la modélisation de la minéralisation aurifère. Il existe des études à l'échelle régionale couvrant, par exemple, l'ensemble du bouclier fennoscandien au nord de la Finlande (schémas 1a et 1b), suivies d'études à l'échelle de la ceinture pour chacune des importantes ceintures paléoprotérozoïques telles que la ceinture de Laponie centrale (schéma 1c) et la ceinture de Peräpohja (schéma 1d) au sein du bouclier fennoscandien en Finlande.

**Outre les échelles régionales, de bouclier et de ceinture, vous avez également mentionné les échelles de camp et de cible. Pouvez-vous nous expliquer ce qui motive cette nouvelle orientation ?**

La carte de prospectivité à l'échelle régionale de la ceinture de Peräpohja (schéma 1d) met en exergue la zone de Rompas-Rajapalot, plus petite et à l'échelle du camp, qui présente un fort potentiel de prospection, mais elle ne donne pas suffisamment d'informations pour cibler la minéralisation réelle. Pour produire une carte de prospectivité plus exhaustive à l'échelle du camp ou de la cible, il faut prendre en compte différents aspects par rapport à la modélisation à l'échelle régionale. Les études à l'échelle régionale sont guidées par l'approche des systèmes minéraux. En conséquence, l'accent est mis sur l'identification de tous les éléments liés à la formation (sources, voies et pièges) et à la préservation de la minéralisation.

Pour expliquer cela plus en détail, il est bien connu dans notre domaine d'expertise que pour qu'une région soit de nos jours prometteuse en matière de gisements minéraux, elle doit nécessairement établir les preuves de tous les ingrédients essentiels exigés pour la formation et la préservation de ces gisements. Cela signifie qu'il faut (1) une ou plusieurs sources d'éléments de minerai, de transport de fluides et d'énergie pour faire fonctionner le système, (2) des voies ou des conduits le long desquels les métaux et les fluides ont été transportés de la source au puits, (3) des pièges indiquant le ou les mécanismes physiques et/ou chimiques qui ont déposé les éléments de minerai au puits et (4) la préservation, c'est-à-dire des

processus permettant la préservation de la minéralisation dans la croûte jusqu'à aujourd'hui. Si l'un de ces ingrédients fait défaut dans une région, sa prospectivité minérale sera faible.

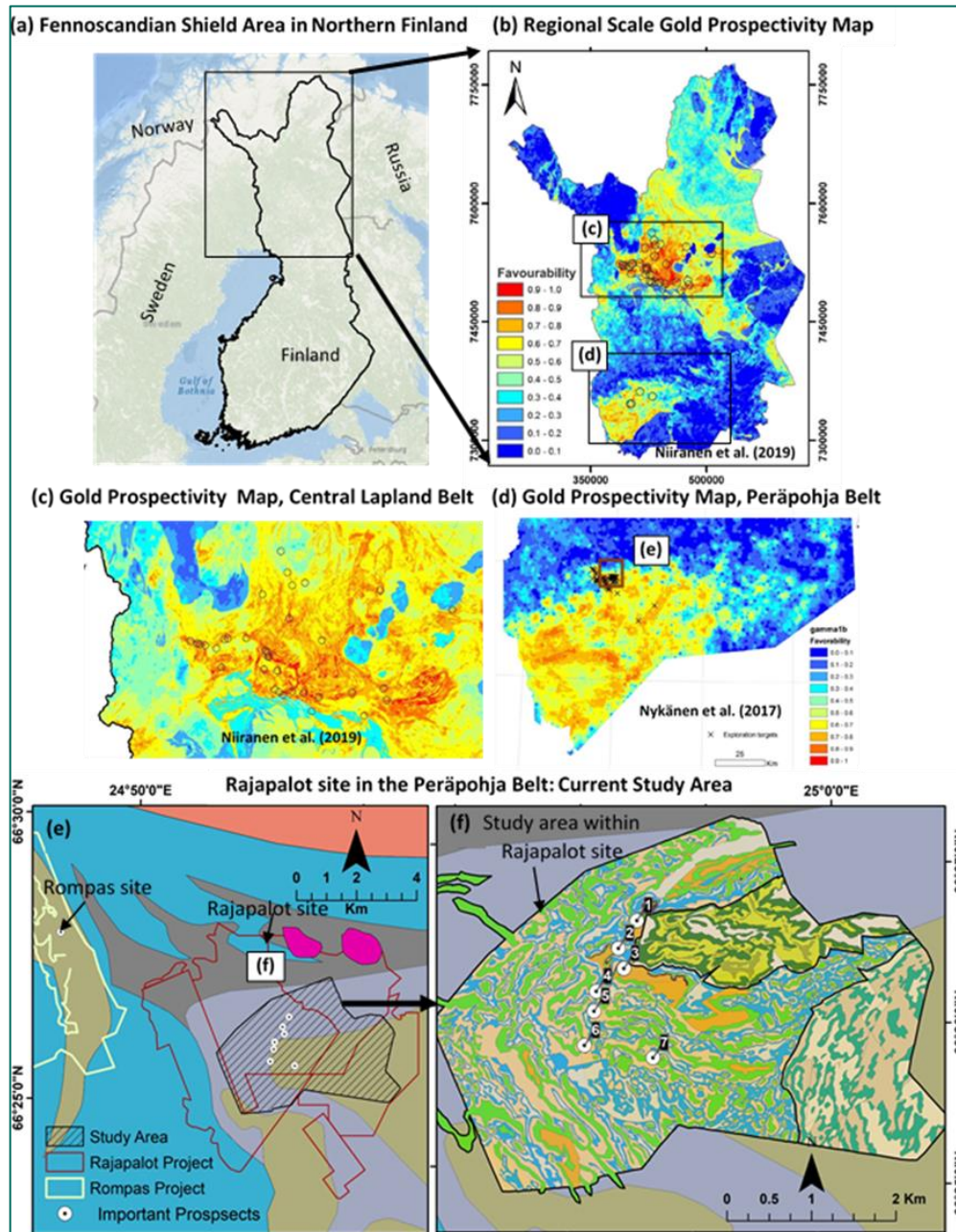


Schéma 1 : cartes de prospectivité à différentes échelles : études antérieures à l'échelle régionale et de la ceinture pour la minéralisation aurifère en Finlande (cadres a à d). La région de Rajapalot (cadres - e et f) dans la ceinture de Peräpohja est la zone d'étude à l'échelle de la cible pour identifier les cibles d'exploration au sol dans le projet NEXT.

Tous ces éléments liés à la minéralisation peuvent être cartographiés à l'échelle de la région et de la ceinture. Une fois que des régions prospectives ont été identifiées à partir d'études à l'échelle de la région et de la ceinture, des analyses de prospectivité plus détaillées peuvent être effectuées à l'échelle du camp ou même à l'échelle de cibles plus petites. Dans ces zones d'exploration plus petites, le signal provenant de l'élément piège uniquement peut principalement être observé car son importance l'emporte sur celle des sources et des voies d'accès. C'est essentiellement cette différence dans l'importance des éléments du système minéral qui distingue une étude à l'échelle régionale d'une étude à l'échelle du camp ou de la cible.

Dans le projet NEXT, nous avons mis l'accent sur l'identification des régions de pièges et des processus géologiques associés. La zone de Rompas-Rajapalot comprend en fait deux sous-types locaux différents de minéralisation - le style Rompas et le style Rajapalot. Dans NEXT, nous nous sommes particulièrement concentrés sur la modélisation de la prospectivité à l'échelle de la cible de la minéralisation aurifère dans la zone du projet Rajapalot (schémas 1e et 1f) afin d'identifier les zones de forage à fort potentiel minéral.

### **Pourriez-vous nous donner plus de précisions sur les approches et les méthodes que vous avez utilisées pour cette recherche ?**

Nous avons abordé notre ambition d'acquérir de nouvelles connaissances sur les processus géologiques opérant dans les éléments pièges d'un système minéral de façon systématique et très exhaustive. Pour cette raison, nous avons utilisé plusieurs méthodes qui tombent généralement sous le coup, respectivement, (1) de la modélisation du système minéral, (2) des tests statistiques des hypothèses géologiques et (3) de la modélisation de la prospectivité minérale (voir schéma 2).

Pour définir le modèle de système minéral, nous avons utilisé les connaissances approfondies tirées des publications existantes ainsi que les résultats obtenus pour la zone cible de Rajapalot par des études de terrain menées par des collègues chercheurs dans le cadre du projet NEXT pour alimenter un modèle conceptuel de minéralisation. Cela nous a permis d'identifier les contextes favorables liés aux pièges et les processus géologiques constitutifs menant à la minéralisation. Sur la base de ces informations, nous avons formulé plusieurs hypothèses géologiques sur les processus de minéralisation et obtenu les niveaux de preuves correspondantes à partir des ensembles de données géoscientifiques disponibles.

Notre deuxième étape a consisté à tester statistiquement les hypothèses géologiques formulées sur la base du modèle conceptuel de minéralisation. Nous avons utilisé des tests statistiques paramétriques et non paramétriques, tels que le test T, le test de Wilcoxon et le test



de Kolmogorov-Smirnov. L'objectif était de vérifier si les niveaux de preuves pouvaient distinguer les sections de carottes de forage avec minéralisation aurifère de celles avec très peu ou pas d'or. Cela nous a permis d'identifier les niveaux d'indices les plus représentatifs qui ont ensuite servi d'entrées aux algorithmes statistiques et d'apprentissage automatique avancés pour la cartographie de la prospectivité. Cette deuxième étape était primordiale car ce que l'algorithme d'apprentissage automatique « apprend » est très sensible à ce que représentent les données d'entrée. Par conséquent, l'objectif principal était de traiter les ensembles de données d'entrée de manière à obtenir une vision globale des contextes de minéralisation auxquels l'algorithme d'apprentissage automatique était ensuite appliqué.

Dans la troisième et dernière étape, nous avons utilisé des méthodes d'apprentissage automatique supervisées et non supervisées pour modéliser la prospectivité minérale. La méthode non supervisée utilisée est celle des cartes auto-organisatrices (SOM). Elle a été mise en œuvre grâce à l'application open source GisSOM ([Versions · gtkfi/GisSOM · GitHub](#)) mise au point par GTK dans le cadre du projet NEXT. SOM est une méthode efficace pour générer une représentation à faible dimension (généralement de 1 à 3 dimensions) de données d'entrée multidimensionnelles / multivariées. Cette conversion des données d'entrée dans l'espace SOM permet d'identifier des modèles géologiques, en ne tenant compte que de la distribution des variables géoscientifiques d'entrée et en faisant abstraction de l'aspect spatial. De plus, des populations distinctes dans l'ensemble des données d'entrée peuvent être identifiées par la mise en œuvre du regroupement en k-moyens des résultats obtenus dans l'espace SOM. La raison de la mise en œuvre de ce regroupement est que les domaines géospatiaux correspondant à des populations spécifiques peuvent, au moyen d'interprétations visuelles et d'évaluations statistiques, être reliés aux sections minéralisées des carottes de forage, ce qui représente des zones de minéralisation potentielles. La transformation des données d'entrée dans l'espace SOM ne nécessite aucune utilisation directe des données d'apprentissage. Cependant, nous pouvons appliquer une classification supervisée aux résultats de l'espace SOM en utilisant un réseau neuronal artificiel (ANN). Cette approche consistant à utiliser un ANN sur les résultats de SOM a été mise au point par la société allemande Beak Consultants GmbH dans le cadre du partenariat NEXT. Vous trouverez plus d'informations sur cette approche dans le document suivant [NEXT fait évoluer la cartographie prédictive des minéraux grâce aux cartes auto-organisatrices](#), par Andreas Brosig, chef de l'équipe de modélisation 3D chez BEAK.

Pour ceux qui ont une connaissance approfondie de ce domaine de spécialisation, nous souhaitons souligner qu'en plus des méthodes susmentionnées, nous avons également mis en œuvre des systèmes à inférence floue (FIS) et un système hybride à inférence neuro-floue

adaptatif (ANFIS) pour la modélisation de la prospectivité basée sur la connaissance. En outre, les incertitudes de modélisation liées à la paramétrisation des fonctions d'appartenance du FIS ont été quantifiées en appliquant la méthode de simulations de Monte-Carlo (MCS). Les FIS basés sur MCS ont généré des cartes de prospectivité à différents niveaux de confiance. Dans l'approche ANFIS, les paramètres du système ont été appris par un réseau neuronal artificiel dans un environnement d'apprentissage hybride utilisant l'algorithme de descente de gradient et les estimateurs par moindres carrés.

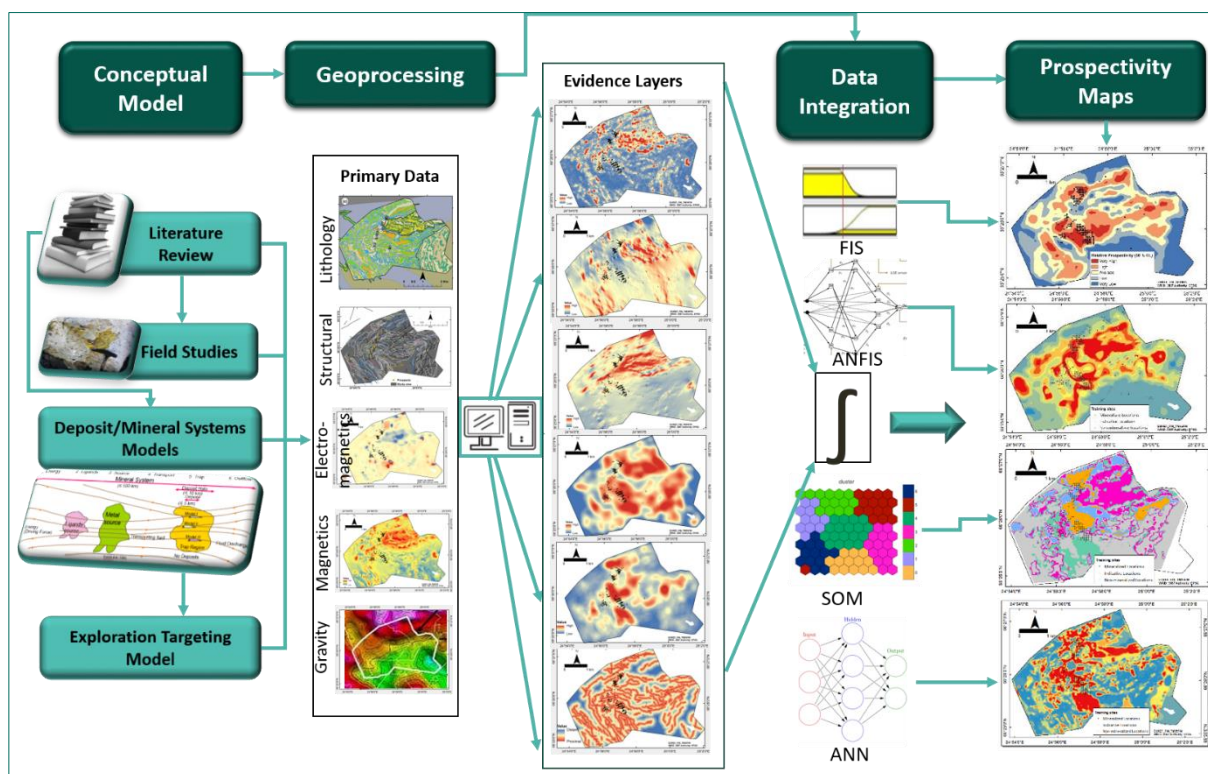


Schéma 2 : flux de travail et résultats de la modélisation de la prospectivité

L'éventail des méthodes employées est manifestement très vaste. En fonction des résultats, privilégieriez-vous une méthode plutôt qu'une autre ou pensez-vous qu'il soit nécessaire d'adopter un flux de travail composite dans lequel vous mélangeriez toutes ces méthodologies distinctes ?

En général, les modèles d'exploration ont tendance à être quelque peu biaisés par les découvertes existantes. Les méthodes d'apprentissage automatique axées sur les données conduisent à des découvertes similaires à celles déjà connues car l'algorithme d'apprentissage automatique n'apprend que les caractéristiques et les modèles présents dans

les données d'apprentissage. Par conséquent, nous ne sommes pas en mesure d'identifier de nouveaux sous-types de minéralisation ou de caractériser les divers contrôles sur la minéralisation. Comme les systèmes minéraux se forment à la suite d'une énorme interaction entre différents processus géologiques, le même système minéral peut contenir différents types de minéralisation. Dans de telles situations, les approches basées sur la connaissance deviennent particulièrement utiles car elles peuvent cibler les processus géologiques formant le gisement plutôt que les caractéristiques géologiques associées au gisement. L'apprentissage automatique peut également être appliqué aux approches basées sur la connaissance mais, dans ce cas, la machine apprend également à partir des connaissances du géoscientifique et pas uniquement à partir des données.

L'utilisation de SOM non supervisée et de méthodes supervisées fondées sur la connaissance et les données a donc été motivée par la nécessité de pouvoir :

- identifier les modèles liés à la minéralisation dans les données d'entrée sans utiliser les données d'apprentissage
- délimiter les zones prospectives en fonction de la compréhension conceptuelle des processus de minéralisation par la mise en œuvre de l'approche axée sur les connaissances, et
- reconnaître les caractéristiques de minéralisation représentées dans les données d'apprentissage et faciliter l'apprentissage de ces modèles par des modèles pilotés par les données.

Plus important encore, nous concluons de cette étude que les études de prospectivité minérale peuvent être transformées par des outils prédictifs à l'échelle régionale en outils d'aide à la détection à l'échelle de la cible pour identifier les zones de forage ciblées. Les résultats présentés ici ont été soumis à la revue *Ore Geology Reviews* et les manuscrits sont en cours de traitement.

« Les géosciences sont pleines d’ambiguïtés et d’incertitudes. L’exploration des gisements minéraux est une tâche difficile mais passionnante. Néanmoins, la plupart des grands gisements ayant déjà été découverts et exploités, la recherche de nouveaux gisements est une nécessité absolue. Cependant, les interactions complexes et la surimpression de plusieurs processus géologiques depuis des milliards d’années, ont conduit à leur manifestation sous forme de phénomènes hautement stochastiques. La nature non déterministe des processus du système terrestre rend l’adaptation des modèles mathématiques aux données géologiques encore plus compliquée. Pourtant, ce sont précisément ces notions qui continuent à stimuler mon intérêt pour une meilleure compréhension de ces systèmes. Les approches de modélisation avancées d’aujourd’hui viennent à la rescousse pour identifier des modèles jusqu’alors cachés. Interpréter les résultats de notre modélisation, c’est comme révéler l’histoire que les données ont toujours essayé de nous raconter ! Forte de ma formation en géologie et de mon expertise en matière d’analyse de données géoscientifiques, d’intégration de données, d’apprentissage automatique et de modélisation mathématique, j’essaie de démêler les processus énigmatiques qui ont pu contribuer à la formation des gisements minéraux sur Terre. »



**Bijal Chudasama** est chercheuse postdoctorale au sein de l’équipe de géo-informatique et d’analyse des données géoscientifiques du Centre de recherche géologique de Finlande (GTK)



« Comme beaucoup d’autres, j’ai commencé par observer le milieu environnant à la surface de notre petite Terre. Il était évident qu’il s’y passe beaucoup de choses que nous ne pouvons pas observer directement en tant qu’humains. En fin de compte, la réponse à tout semblait toujours se trouver dans la physique et la chimie. Poussée par mon intérêt pour la physique, j’ai fait un tour un peu plus loin, dans le système solaire et au-delà. Entre autres choses, c’était captivant de modéliser les propriétés physiques des astéroïdes, que l’on ne voit que comme de minuscules points sur les images prises depuis la Terre. C’était également passionnant, dans quelques rares cas, de comparer le modèle à la forme réelle et à l’état de rotation d’un astéroïde photographié par un vaisseau spatial. Après mon retour sur Terre, j’ai commencé à creuser sous la surface de la Terre. Comment pouvons-nous savoir ce qu’il y a là, sous nos pieds, sans y aller réellement ? Bien que la cible d’étude soit vraiment proche,

comparée à un astéroïde ou à une galaxie lointaine, nous ne pouvons tout simplement pas nous y rendre facilement. Ce que nous faisons est le même que pour les problèmes astronomiques : trouver un modèle qui décrit la cible avec des paramètres que nous pouvons mesurer depuis la surface de la Terre et au-dessus. C’est sur ce terrain de jeu que je me sens dans mon élément : travailler avec des chiffres et des fonctions, et essayer



de les organiser à l'aide de la physique et de la chimie, dont on sait depuis toujours qu'elles sont impliquées d'une manière ou d'une autre. »

**Johanna Torppa** est une scientifique chevronnée au sein de l'équipe chargée de la géo-informatique et de l'analyse des données géoscientifiques au Centre de recherche géologique de Finlande (GTK).

En savoir plus sur NEXT :

[www.new-exploration.tech](http://www.new-exploration.tech)

