



APPORT DES SYSTÈMES D'INFORMATION GÉOGRAPHIQUE, DE LA TÉLÉDÉTECTION ET DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE À LA CARTOGRAPHIE DE LA PROSPECTIVITÉ MINÉRALE EN RÉPUBLIQUE DÉMOCRATIQUE DU CONGO

CONTRIBUTION OF GEOGRAPHIC INFORMATION SYSTEMS, REMOTE SENSING AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE TO MINERAL PROSPECTIVITY MAPPING IN THE DEMOCRATIC REPUBLIC OF THE CONGO

Ngindu Mpiana Clément¹, Bolongo Ndjokonda Héritiers¹, Khonde Mvuezolo Naomie¹, Lutaladio Kabila Benedicte¹, Nyamuma Malukelo Chanel¹, Fatou ngandu grace¹, Ikaota mwawa florentin¹, Mbambo buya yolande¹.

Assistants de Recherche - Institut Géographique du Congo (IGC), Kinshasa, République démocratique du Congo

Digital Object Identifier (DOI) : à attribuer par la Revue-IRS

ORCID : Ngindu Mpiana Clément (0009-0008-8511-0220) ; Bolongo Ndjokonda Héritiers (0009-0008-6378-6246) ; Khonde Mvuezolo Naomie (0009-0005-5212-8609); Lutaladio Kabila Benedicte (0009-0002-1841-3893) Fatou ngandu grace; (0009-0008-0749-9541) Ikaota mwawa florentin; (0009-0004-3519-9096) Mbambo buya yolande; (0009-0003-2159-395X)

Auteur correspondant : **Ngindu Mpiana Clément — ORCID : 0009-0008-8511-0220**

Digital Object Identifier (DOI): <https://doi.org/10.5281/zenodo.23475052>

RÉSUMÉ

La cartographie de la prospectivité minérale constitue une étape importante de l'orientation de l'exploration, notamment dans les territoires caractérisés par une forte diversité géologique et une information spatiale hétérogène. En République démocratique du Congo (RDC), l'intégration des Systèmes d'Information Géographique (SIG), de la télédétection et de l'intelligence artificielle (IA) offre des possibilités nouvelles pour organiser, analyser et hiérarchiser les informations utiles à l'exploration minière. Le présent article propose un cadre méthodologique intégré fondé sur la combinaison de données géologiques, géophysiques, géochimiques, structurales, topographiques, satellitaires et relatives aux occurrences minérales connues. La démarche comprend le prétraitement et l'harmonisation des données, l'extraction de variables indicatrices, leur intégration dans un environnement SIG, l'apprentissage automatique, la validation statistique et la confrontation des résultats aux connaissances géologiques. Une attention particulière est accordée aux problèmes de qualité des données, de déséquilibre entre classes, de dépendance spatiale, de surapprentissage et d'incertitude. Les travaux récents montrent l'intérêt de méthodes telles que Random Forest, les machines à vecteurs de support et les modèles d'apprentissage profond pour la cartographie de la prospectivité. L'exemple récent de Musonoi, dans le Lualaba, illustre l'intérêt de l'imagerie ASTER et Landsat, des structures géologiques et des indicateurs d'altération hydrothermale associés à l'apprentissage automatique. Le cadre proposé ne vise pas à produire une carte définitive de gisements, mais à construire un outil d'aide à la décision permettant de prioriser les secteurs à investiguer. Il constitue ainsi une base pour le développement de travaux appliqués à différentes provinces minières de la RDC.

Mots-clés

Systèmes d'Information Géographique ; télédétection ; intelligence artificielle ; apprentissage automatique ; prospectivité minérale ; cartographie ; République démocratique du Congo.

ABSTRACT

Mineral prospectivity mapping is an important step in guiding mineral exploration, particularly in territories characterized by high geological diversity and heterogeneous spatial information. In the Democratic Republic of the Congo (DRC), the integration of Geographic Information Systems (GIS), remote sensing and artificial intelligence (AI) provides new opportunities to organize, analyse and rank spatial information relevant to mineral exploration. This paper proposes an integrated methodological framework based on geological, geophysical, geochemical, structural, topographic, satellite and known mineral occurrence data. The workflow includes data preprocessing and harmonization, extraction of predictive variables, GIS integration, machine learning, statistical and spatial validation, and comparison with geological knowledge. Particular attention is paid to data quality, class imbalance, spatial dependence, overfitting and uncertainty. Recent studies demonstrate the potential of Random Forest, support vector machines and deep learning for mineral prospectivity mapping. A recent study in the Musonoi area of Lualaba illustrates the value of ASTER and Landsat imagery, geological structures and hydrothermal alteration indicators combined with machine learning. The proposed framework is not intended to produce a definitive map of economically exploitable deposits, but rather a decision-support tool for prioritizing areas for further investigation. It therefore provides a methodological basis for applied studies in the mining provinces of the DRC.

Keywords

Geographic Information Systems; remote sensing; artificial intelligence; machine learning; mineral prospectivity; mapping; Democratic Republic of the Congo.

1. INTRODUCTION

La recherche et la valorisation des ressources minérales reposent de plus en plus sur la capacité à intégrer des informations provenant de sources multiples. Les cartes géologiques, les données géophysiques et géochimiques, les observations de terrain, les occurrences minérales et les images satellitaires décrivent des dimensions différentes d'un même système géologique. Leur exploitation conjointe dans un environnement SIG permet de structurer l'information spatiale, tandis que la télédétection fournit des indicateurs de lithologie, d'altération, de linéaments et de couverture superficielle. Les méthodes d'intelligence artificielle permettent ensuite d'explorer des relations complexes entre variables prédictives et occurrences connues.

La cartographie de la prospectivité minérale s'inscrit précisément dans cette logique. Elle cherche à identifier des secteurs présentant une combinaison de caractéristiques compatibles avec un modèle de gisement donné. Les approches récentes mobilisent des méthodes statistiques et d'apprentissage automatique afin de produire des cartes de potentiel à partir de couches géoréférencées. Lv et Wang (2024) ont comparé plusieurs méthodes d'apprentissage automatique dans le district de Duobaoshan, tandis que Mohamed Taha et al. (2024) ont montré l'intérêt de données ASTER, Sentinel-2 et géologiques combinées à un modèle Deep Forest.

Dans le contexte de la RDC, l'enjeu est particulièrement important en raison de la richesse du sous-sol, de l'étendue du territoire et de la diversité des contextes géologiques. Cependant, l'hétérogénéité des données, leur accessibilité variable, les différences de résolution spatiale et la concentration des occurrences connues dans certaines zones imposent une démarche méthodologique prudente. L'objectif de cet article est donc de proposer un cadre intégré SIG-télédétection-IA adapté à la cartographie prospective des ressources minérales en RDC, en insistant sur les conditions scientifiques nécessaires à une utilisation fiable des modèles.

2. PROBLÉMATIQUE

La cartographie traditionnelle de la prospectivité dépend fortement de l'expertise géologique et de la disponibilité de données homogènes. Or, les bases de données d'exploration peuvent présenter des lacunes, des différences de qualité et une distribution spatiale très inégale. Les occurrences minérales connues ne représentent pas nécessairement l'ensemble des gisements potentiels et peuvent être concentrées dans les secteurs historiquement explorés. Cette situation crée un risque de biais dans l'apprentissage des modèles.

Les méthodes d'apprentissage automatique introduisent en outre des difficultés spécifiques. Le déséquilibre entre les exemples positifs et négatifs peut influencer fortement l'apprentissage, ce qui justifie des stratégies adaptées de sélection, pondération ou rééchantillonnage (Farahnakian et al., 2024). La dépendance spatiale entre observations proches peut également conduire à des estimations trop optimistes si les données d'entraînement et de validation sont séparées de manière aléatoire. Une validation spatiale indépendante est donc préférable lorsque la structure géographique des données le permet.

La problématique centrale peut ainsi être formulée comme suit : comment intégrer de manière scientifiquement rigoureuse les données SIG, de télédétection et d'intelligence artificielle afin de produire des cartes de prospectivité minérale utiles à l'orientation de l'exploration en RDC, tout en maîtrisant les biais, l'incertitude et les limites des données disponibles ?

3. QUESTIONS DE RECHERCHE

1. Comment les SIG peuvent-ils structurer et intégrer les différentes données nécessaires à la cartographie de la prospectivité minérale en RDC ?
2. Quels indicateurs issus de la télédétection et des données géologiques, géophysiques et géochimiques peuvent contribuer à caractériser les secteurs favorables ?
3. Dans quelles conditions les méthodes d'apprentissage automatique peuvent-elles améliorer la hiérarchisation des zones prospectives ?
4. Comment valider spatialement les modèles et communiquer leur incertitude afin d'éviter une interprétation excessive des cartes produites ?

4. HYPOTHÈSES

1. L'intégration multiscalaire de données géologiques, géophysiques, géochimiques, structurales et satellitaires dans un SIG permet de mieux caractériser les contrôles spatiaux de la minéralisation.
2. Les méthodes d'apprentissage automatique peuvent identifier des relations non linéaires entre variables prédictives et occurrences connues, à condition que les données d'apprentissage soient suffisamment représentatives.
3. La combinaison de la validation statistique, de la validation spatiale et de l'expertise géologique améliore la robustesse de l'interprétation des cartes de prospectivité.
4. La prise en compte explicite de l'incertitude est indispensable pour transformer une carte de prospectivité en outil fiable d'aide à la décision.

5. OBJECTIFS

L'objectif général est de proposer un cadre méthodologique intégré mobilisant les SIG, la télédétection et l'intelligence artificielle pour la cartographie de la prospectivité minérale en RDC.

Les objectifs spécifiques consistent à : identifier les principales catégories de données nécessaires ; définir un processus d'intégration et de prétraitement ; préciser les étapes d'extraction et de sélection des variables prédictives ; proposer une stratégie d'apprentissage et de validation ; et définir les conditions d'interprétation et d'utilisation des cartes de prospectivité.

6. CADRE CONCEPTUEL

6.1. Prospectivité minérale
La prospectivité minérale désigne le degré relatif de favorabilité d'un espace pour un type de minéralisation donné. Elle ne doit pas être assimilée à la présence certaine d'un gisement ni à sa rentabilité économique. Une carte de prospectivité représente donc une estimation spatiale conditionnelle à un modèle géologique, à des données disponibles et à une méthode d'intégration.

6.2. Rôle des SIG
Le SIG constitue l'infrastructure spatiale de la démarche. Il permet d'harmoniser les systèmes de coordonnées, les emprises, les résolutions et les formats, de produire des variables dérivées et de réaliser des opérations d'intersection, de distance, de densité et de pondération. Il facilite également la traçabilité des traitements et la production cartographique.

6.3. Rôle de la télédétection
La télédétection permet d'extraire des informations indirectes sur la surface terrestre. Les données multispectrales et hyperspectrales peuvent contribuer à détecter des signatures lithologiques ou d'altération, tandis que l'analyse des modèles numériques de terrain et des images peut aider à caractériser les structures, les linéaments et la morphologie. Les indices spectraux doivent toutefois être interprétés avec prudence.

6.4. Rôle de l'intelligence artificielle
L'IA, et particulièrement l'apprentissage automatique, peut modéliser des relations complexes entre variables prédictives et occurrences connues. Random Forest, SVM, réseaux de neurones et méthodes d'ensemble peuvent être utilisés selon la structure des données. Le choix du modèle ne doit toutefois pas être fondé uniquement sur la

performance apparente : interprétabilité, robustesse, stabilité spatiale et cohérence géologique doivent également être considérées.

7. DONNÉES SUSCEPTIBLES D'ÊTRE MOBILISÉES

Les données susceptibles d'être intégrées comprennent : les cartes géologiques et structurales ; les données géophysiques (magnétisme, radiométrie, gravimétrie) ; les données géochimiques ; les images ASTER, Landsat et Sentinel-2 ; les modèles numériques de terrain ; ainsi que les occurrences minérales connues. Chaque catégorie doit être documentée selon sa source, son échelle, sa résolution, sa qualité et sa date d'acquisition.

8. MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE

8.1. Préparation et harmonisation
Les données doivent être reprojetées dans un référentiel commun, contrôlées, documentées et, lorsque nécessaire, converties vers une résolution compatible avec l'échelle d'analyse. Les valeurs aberrantes et les doublons doivent être examinés.

8.2. Prétraitement des données satellitaires
Les images doivent être sélectionnées en fonction de la couverture nuageuse, de la date, de la résolution et du contexte géologique. Selon le capteur et l'objectif, les traitements peuvent inclure la correction atmosphérique, les composites spectraux, les rapports de bandes, les indices spectraux et l'extraction de signatures d'altération.

8.3. Extraction des variables géologiques et structurales
Les variables peuvent comprendre la distance aux failles et contacts, la densité de linéaments, la proximité d'intrusions, la lithologie, la pente, le drainage et d'autres facteurs définis à partir du modèle de gisement. La sélection des variables doit être guidée par la géologie.

8.4. Construction de la base d'apprentissage
Les occurrences minérales connues constituent les observations positives. La définition des observations négatives ou de référence doit être justifiée et ne doit pas supposer qu'une zone non explorée est nécessairement stérile. Le déséquilibre des classes doit être évalué et traité de manière transparente.

8.5. Apprentissage automatique
Plusieurs modèles peuvent être comparés, par exemple Random Forest, SVM et méthodes d'ensemble. Les hyperparamètres doivent être déterminés à partir d'un protocole de validation indépendant.

8.6. Validation
La validation doit distinguer performance statistique et pertinence géologique. Les métriques possibles comprennent l'AUC-ROC, la précision, le rappel et le F1-score. Une validation spatiale par blocs ou par régions est particulièrement importante pour limiter l'effet de l'autocorrélation spatiale.

8.7. Production de la carte de prospectivité
Le résultat final peut être exprimé sous la forme d'un indice continu ou de classes relatives de prospectivité. Les seuils de classes doivent être documentés. La carte doit être accompagnée d'un indicateur d'incertitude.

8.8. Validation géologique et priorisation
Les secteurs prioritaires doivent être confrontés aux connaissances géologiques, aux observations de terrain et, lorsque disponibles, aux données de forage. Une zone classée fortement prospective constitue une cible d'investigation, et non une preuve de l'existence d'un gisement économiquement exploitable.

9. MODÈLE CONCEPTUEL PROPOSÉ

Le modèle proposé suit la chaîne : données géologiques + géophysiques + géochimiques + satellitaires + topographiques + occurrences connues → contrôle qualité et harmonisation → extraction des variables → intégration SIG → apprentissage automatique → validation statistique et spatiale → validation géologique → carte de prospectivité → priorisation des cibles → acquisition de nouvelles données. Cette chaîne doit être itérative : les nouvelles observations peuvent servir à actualiser le modèle.

L'approche rejoint les développements récents de la cartographie de prospectivité fondée sur l'apprentissage automatique. Lv et Wang (2024) montrent l'intérêt de comparer plusieurs méthodes plutôt que de supposer qu'un algorithme est universellement supérieur. Farahnakian et al. (2024) soulignent par ailleurs l'importance du déséquilibre des données.

10. APPORTS POTENTIELS POUR LA RDC

L'approche intégrée peut contribuer à mieux organiser les données d'exploration, à identifier des zones nécessitant des investigations complémentaires et à optimiser progressivement l'acquisition de nouvelles données. Elle peut également faciliter la comparaison de secteurs appartenant à des contextes géologiques différents, à condition que les modèles soient construits selon les contextes géologiques appropriés.

Dans un contexte où les ressources d'exploration peuvent être limitées, la cartographie de prospectivité peut contribuer à prioriser les travaux de terrain, les analyses géochimiques, les levés géophysiques et les campagnes de télédétection. Elle doit cependant rester un outil d'orientation et non un substitut à la validation de terrain.

11. DISCUSSION

Les études récentes confirment que l'apprentissage automatique peut améliorer l'intégration de variables nombreuses et potentiellement non linéaires. Mohamed Taha et al. (2024) montrent, à partir de données ASTER, Sentinel-2 et géologiques, qu'un modèle Deep Forest peut être mobilisé pour la cartographie de prospectivité. Lv et Wang (2024) comparent plusieurs algorithmes et soulignent l'intérêt d'une évaluation quantitative. Ces travaux ne signifient toutefois pas qu'un modèle développé dans un contexte géologique donné peut être transféré directement à la RDC.

L'exemple de Musonoi, dans le Lualaba, est particulièrement pertinent pour le contexte congolais. Tshanga Matthieu, Ncube et Thamaga (2026) ont étudié la cartographie de dépôts cuprifères à partir de données de télédétection et d'apprentissage automatique, en s'intéressant notamment aux zones d'altération hydrothermale et aux structures associées à la minéralisation. Cet exemple illustre l'intérêt d'associer les informations spectrales et structurales à des connaissances géologiques locales.

La principale leçon méthodologique est que l'IA ne remplace pas le raisonnement géologique. Elle augmente la capacité d'analyse lorsque les données sont pertinentes et correctement structurées. Une carte de prospectivité doit donc être interprétée comme une estimation dépendante du modèle, des données et de leur qualité.

12. LIMITES DE L'APPROCHE

Les principales limites concernent l'hétérogénéité et la disponibilité variable des données ; les biais d'échantillonnage liés à la concentration des occurrences connues ; le déséquilibre entre classes ; l'autocorrélation spatiale ; les différences de résolution et de temporalité ; les difficultés d'interprétation des signatures de télédétection en contexte de forte couverture végétale ; le risque de surapprentissage et de faible transférabilité ; ainsi que l'incertitude sur les variables, les paramètres, les données d'apprentissage et les prédictions.

13. PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Les recherches futures pourront porter sur la constitution de bases géospatiales nationales harmonisées, l'intégration de séries temporelles Sentinel-2 et Landsat, l'utilisation de données hyperspectrales lorsque leur disponibilité le permettra, l'exploitation conjointe des données géophysiques et géochimiques et la comparaison de méthodes d'apprentissage automatique interprétables. Des approches d'ensemble et des méthodes d'estimation d'incertitude pourraient être développées afin d'obtenir non seulement une carte de prospectivité, mais également une estimation de la confiance associée à chaque prédiction.

Une autre perspective importante concerne la validation de terrain. Les cibles prioritaires issues du modèle devraient être testées progressivement par observations géologiques, analyses géochimiques et, lorsque cela est justifié, par des levés géophysiques ou des forages. Les résultats de ces campagnes pourront ensuite alimenter une nouvelle génération du modèle dans une démarche itérative.

14. CONCLUSION

La combinaison des SIG, de la télédétection et de l'intelligence artificielle constitue une voie méthodologique prometteuse pour améliorer la cartographie de la prospectivité minérale en République démocratique du Congo. Le SIG assure l'intégration spatiale des données, la télédétection fournit des indicateurs complémentaires de la surface et des structures, tandis que l'apprentissage automatique permet d'explorer des relations complexes entre variables et occurrences connues.

La valeur scientifique de cette approche dépend cependant moins de la sophistication de l'algorithme que de la qualité des données, de la pertinence du modèle géologique, de la stratégie d'échantillonnage et de la validation. Les cartes obtenues doivent être considérées comme des outils d'aide à la décision et de priorisation de l'exploration, et non comme la preuve de gisements économiquement exploitables. Dans le contexte congolais, l'intégration progressive des données disponibles et la validation géologique des cibles constituent donc les conditions essentielles pour transformer le potentiel des technologies numériques en outils opérationnels d'exploration.

RÉFÉRENCES

- Farahnakian, F., Sheikh, J., Zelioli, L., Nidhi, D., Seppä, I., Ilo, R., Nevalainen, P. & Heikkonen, J. (2024). Addressing imbalanced data for machine learning based mineral prospectivity mapping. *Ore Geology Reviews*, 174, 106270. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2024.106270>
- Lv, X. & Wang, G. (2024). GIS-based mineral prospectivity mapping using machine learning methods: A case study from Duobaoshan ore district, northeastern China. *Ore Geology Reviews*, 175, 106352. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2024.106352>
- Mohamed Taha, A.M., Liu, G., Chen, Q., Fan, W., Cui, Z., Wu, X. et al. (2024). Toward Data-Driven Mineral Prospectivity Mapping from Remote Sensing Data Using Deep Forest Predictive Model. *Natural Resources Research*, 33, 2407–2431. <https://doi.org/10.1007/s11053-024-10387-5>
- Tshanga Matthieu, M.M., Ncube, L. & Thamaga, K.H. (2026). Geological mapping of copper deposits in the Democratic Republic of Congo through remote sensing data and machine learning. *Frontiers in Remote Sensing*, 6, 1678991. <https://doi.org/10.3389/frsen.2025.1678991>

DÉCLARATION MÉTHODOLOGIQUE

Cet article est conçu comme une synthèse méthodologique et prospective. Il propose un cadre d'intégration des SIG, de la télédétection et de l'intelligence artificielle applicable à la cartographie de la prospectivité minérale en RDC. Les exemples bibliographiques servent à discuter les méthodes et leur pertinence ; ils ne sont pas présentés comme des résultats expérimentaux produits par les auteurs du présent article.

CONTRIBUTION SCIENTIFIQUE

Les auteurs ont contribué à la conception du cadre méthodologique, à l'analyse conceptuelle, à la structuration de la démarche SIG–télédétection–IA et à la rédaction et révision scientifique du manuscrit.

CONFLIT D'INTÉRÊTS

Les auteurs déclarent n'avoir aucun conflit d'intérêts susceptible d'influencer le contenu de cet article.

DISPONIBILITÉ DES DONNÉES

Cet article étant une synthèse méthodologique et prospective, aucune nouvelle base de données expérimentale n'est publiée avec le manuscrit. Les sources de données susceptibles d'être mobilisées dans une application future sont décrites dans la section méthodologique.

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient l'Institut Géographique du Congo (IGC) pour le cadre institutionnel et scientifique ayant favorisé la réflexion sur l'utilisation des technologies géospatiales et numériques appliquées aux problématiques territoriales et environnementales.