

Intelligence Artificielle et Géo Numérique dans l'analyse des Données Géologiques de Nara au Nord-Ouest du Mali

Awa KONE^{1*} et Fransisco Kouadio KONAN^{2,3,4,5}

¹ *Université des Sciences de Techniques et Technologies de Bamako (USTTB), Ecole Normale d'Enseignement Technique et Professionnel (ENETP), Bamako, Mali, Département de Génie Mécanique, Energie et Mine, Laboratoire de Mine et Géologie*

² *Ecole Normale Supérieure (ENS) Abidjan, Département des Sciences et Technologies, Laboratoire des Sciences Physiques Fondamentales et Appliquées, Equipe de Recherche : Sol-gel, Matériaux, Energies Renouvelables et Environnement, 08 BP 10 Abidjan 08, Côte d'Ivoire*

³ *Université Hassan II de Casablanca (UH2C), Laboratoire de Mathématiques et Sciences Physiques Appliquées aux Sciences de l'Ingénieur (MSPASI), FSTM, BP 146 Mohammedia 20650, Morocco*

⁴ *Université Nangui Abrogoua, Laboratoire d'Energie Solaire et de Nanotechnologie (LESN) - IREN (Institut de Recherches sur les Energies Nouvelles), 02 BP 801 Abidjan 02, Côte d'Ivoire*

⁵ *Unité Mixte de Recherche et d'Innovation en Sciences et Techniques de l'Ingénieur (UMRI-STI), Institut National Polytechnique Houphouët-Boigny (INP-HB), BP 1093 Yamoussoukro, Côte d'Ivoire*

(Reçu le 31 Janvier 2026 ; Accepté le 14 Avril 2026)

* Correspondance, courriel : awakon444@gmail.com

Résumé

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) et des technologies géo-numériques révolutionne l'analyse des données géologiques, notamment dans les zones à fort potentiel minier comme Nara, au Mali. Cette étude évalue l'apport combiné de l'apprentissage automatique, de la télédétection et des SIG pour améliorer la compréhension des structures géologiques, des formations lithologiques et des indices de minéralisation. L'approche méthodologique consiste à exploiter des données multi-sources (images satellitaires, levés géophysiques et observations de terrain), qui vont être analysées à l'aide d'algorithmes de classification supervisée et non supervisée (CNN, Random Forest, SVM, K-means), intégrés dans un environnement SIG ; suivie d'une analyse spatiale multi-échelle complémentaire. Les résultats montrent une extraction automatisée et précise des unités géologiques avec une meilleure identification des structures linéaires, zones d'altération hydrothermale et corridors favorables à la minéralisation. Ensuite, les incertitudes liées aux interprétations classiques sont réduites avec une amélioration de la détection des anomalies géologiques. En outre, les résultats démontrent une amélioration de la fiabilité des analyses tout en optimisant la planification des campagnes de terrain. En définitive, la combinaison IA-géo-numérique serait un levier stratégique pour la prospection minière au Mali. Elle ouvre ainsi de nouvelles perspectives en cartographie prédictive et en gestion durable des ressources du craton Ouest-africain, contribuant de manière significative à l'avancement de la recherche géo-scientifique.

Mots-clés : *intelligence artificielle, télédétection, prospection minière, cartographie géologique.*

Abstract

Artificial Intelligence and Digital Geoinformatics in the Analysis of Geological Data from Nara in Northwestern Mali

The integration of artificial intelligence (AI) and geodigital technologies is revolutionizing the analysis of geological data, particularly in areas with high mining potential such as Nara, Mali. This study evaluates the combined contribution of machine learning, remote sensing, and GIS to improve the understanding of geological structures, lithological formations, and mineralization indicators. The methodological approach involves leveraging multi-source data (satellite imagery, geophysical surveys, and field observations), which will be analyzed using supervised and unsupervised classification algorithms (CNN, Random Forest, SVM, K-means) integrated into a GIS environment, followed by a complementary multi-scale spatial analysis. The results demonstrate the automated and accurate extraction of geological units, with improved identification of linear structures, hydrothermal alteration zones, and corridors favorable for mineralization. Furthermore, uncertainties associated with conventional interpretations are reduced, leading to improved detection of geological anomalies. In addition, the results show an increase in the reliability of analyses while optimizing the planning of field campaigns. In conclusion, the combination of AI and geodigital technology would serve as a strategic lever for mineral exploration in Mali. It thus opens new avenues in predictive mapping and the sustainable management of resources in the West African craton, contributing significantly to the advancement of geoscientific research.

Keywords : *artificial intelligence, remote sensing, mineral exploration, geological mapping.*

1. Introduction

Les données géologiques constituent un levier fondamental pour comprendre la composition, la structuration et l'évolution des formations terrestres [1, 2]. Dans ce cadre, la région de Nara, au Mali, se distingue par son fort potentiel minier et la diversité de ses formations géologiques, encore insuffisamment valorisées. Toutefois, la complexité et le volume croissant des données acquises (terrain, géophysique, imagerie satellitaire) rendent leur traitement difficile avec les approches classiques [3, 4]. Face à ces contraintes, l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) et des technologies géo-numériques apparaît comme une solution innovante et performante [5, 6]. Les avancées récentes en apprentissage automatique, combinées aux Systèmes d'Information Géographique (SIG), permettent d'améliorer significativement l'analyse spatiale, la modélisation géologique et la précision des interprétations [7, 8]. Ces outils facilitent l'intégration de données multidimensionnelles, favorisant ainsi l'identification de structures complexes, la cartographie des formations lithologiques et la détection de zones à fort potentiel de minéralisation [9, 10]. Malgré ces progrès, l'application conjointe de l'IA et des technologies géo-numériques dans les contextes sahéliens, notamment au Mali, demeure encore limitée et peu documentée, en dépit de son intérêt stratégique pour la prospection minière [11, 12]. Cette limitation s'explique en partie par les défis logistiques inhérents aux zones arides, tels que l'accès restreint aux données in situ et les interférences atmosphériques affectant les capteurs satellitaires [13, 14]. Par ailleurs, les méthodes traditionnelles peinent à gérer l'hétérogénéité des données géologiques locales, marquées par des faciès sédimentaires variés et des failles tectoniques actives dans le bassin de Nara [15, 16]. L'IA, via des algorithmes de deep Learning comme les réseaux de neurones convolutifs (CNN), offre un potentiel pour automatiser la classification lithologique et prédire les anomalies géophysiques avec une précision accrue [17, 18]. Couplée aux SIG, elle permet une modélisation 3D immersive, essentielle pour simuler l'évolution tectono-sédimentaire et évaluer les risques associés aux ressources minérales [19, 20]. Dans cette optique, la présente évalue l'apport combiné de l'apprentissage automatique, de la télédétection et des SIG pour améliorer la compréhension des structures géologiques, des formations lithologiques et des indices de minéralisation.

2. Méthodologie

2-1. Cadre d'étude et contexte géologique

La région de Nara, située au nord-ouest du Mali, se caractérise par un contexte géologique dominé par des formations sédimentaires composées de pélites schisteuses, de grès feldspathiques et de dépôts grésosableux attribués au Cambrien, au sein du fossé sédimentaire de Nara [17]. Ce bassin présente une épaisseur notable, recouverte localement par des formations quaternaires marquées par des processus de latérisation et d'altération ferrugineuse, notamment sur les plateaux gréseux [1, 2]. Le climat sahélien, avec une pluviométrie annuelle comprise entre 200 et 600 mm et des températures pouvant atteindre 46°C, influence fortement les dynamiques hydrogéologiques et géomorphologiques de la zone [18]. À l'échelle régionale, Nara s'inscrit dans le cadre du craton ouest-africain, caractérisé par la dominance des formations birimiennes et précambriennes, incluant des séries gréseuses, schisteuses et calcaires [5]. Ce contexte géologique complexe rend l'analyse des données particulièrement exigeante et nécessite le recours à des approches modernes. L'intégration de l'intelligence artificielle et des outils géo-numériques constitue à cet effet une alternative performante pour le traitement de données hétérogènes issues de la télédétection, des levés géophysiques et des observations de terrain [19]. Ces technologies permettent d'améliorer la cartographie, d'identifier des structures géologiques pertinentes et de mieux comprendre les processus liés à l'hydrogéologie et à la minéralisation [15]. Ainsi, ce cadre géologique et méthodologique offre une base solide pour l'analyse approfondie des données géologiques de Nara, en mobilisant des approches innovantes adaptées aux environnements sahéliens.

2-2. Période d'étude et réalisation pratique des activités

L'étude s'est déroulée sur une période de six mois, de janvier à juin 2023, correspondant à la saison sèche afin d'assurer des conditions favorables aux observations de terrain et à la collecte des données géologiques. Ce choix a permis de limiter les contraintes liées aux précipitations, notamment en termes d'accessibilité des sites et de qualité des données géospatiales. Les travaux ont été organisés en plusieurs phases complémentaires. La première a consisté en des reconnaissances géologiques détaillées visant à identifier les affleurements lithologiques, les structures tectoniques et les unités stratigraphiques de la zone d'étude. L'ensemble des observations a été géoréférencé à l'aide de systèmes GPS de haute précision, garantissant une localisation fiable des données collectées. Par la suite, ces informations ont été complétées par l'acquisition de données géo-numériques, incluant des images satellitaires multi spectrales et hyper spectrales, ainsi que des relevés photogrammétriques. Ces différentes sources ont été intégrées dans un environnement numérique afin d'alimenter des modèles d'intelligence artificielle dédiés à la cartographie automatisée des unités géologiques. Cette approche a permis d'améliorer la résolution spatiale des analyses tout en réduisant le temps d'interprétation. L'ensemble du processus a été conduit selon un protocole rigoureux d'assurance qualité, garantissant la fiabilité, la cohérence et la reproductibilité des résultats obtenus, et confirmant l'intérêt des techniques d'IA pour la cartographie géologique régionale.

2-3. Données et logiciels utilisés

L'étude des données géologiques de Nara, située au nord-ouest du Mali, repose sur l'intégration de données géologiques, géophysiques et satellitaires, traitées à l'aide de logiciels spécialisés afin d'optimiser l'application des méthodes d'intelligence artificielle à la cartographie géologique.

2-3-1. Données utilisées

Les données mobilisées dans cette étude sont issues de plusieurs sources complémentaires. Les images satellitaires multi spectrales et hyper spectrales constituent une source essentielle d'information pour la discrimination des unités lithologiques. Elles sont complétées par des données géophysiques, notamment géomagnétiques et gravimétriques, permettant d'accéder à des informations sur les structures profondes. En outre, les cartes géologiques existantes ont été utilisées comme base de référence pour l'interprétation et la validation des résultats. Les données topographiques numériques ont également été intégrées afin de fournir des informations sur le relief et de faciliter l'identification des structures superficielles.

2-3-2. Logiciels et outils informatiques employés

L'intégration et l'analyse de ces données complexes ont nécessité l'utilisation de plusieurs logiciels et environnements de programmation, avec une attention particulière portée aux outils compatibles avec les approches d'intelligence artificielle. Les systèmes d'information géographique, notamment QGIS et ArcGIS, ont été utilisés pour la gestion, la visualisation et la superposition des différentes couches d'information spatiale. Ils ont également permis l'extraction de variables géographiques à partir des données satellitaires et géophysiques. Par ailleurs, le langage Python a constitué la principale plateforme de développement, grâce à des bibliothèques spécialisées telles que Scikit-learn, TensorFlow et PyTorch, utilisées pour la mise en œuvre d'algorithmes d'apprentissage supervisé et non supervisé, incluant les réseaux de neurones, les forêts aléatoires et les méthodes de classification telles que k-means. Les logiciels spécialisés dans le traitement des images satellitaires, notamment ENVI et SNAP, ont été mobilisés pour le prétraitement des données, incluant les corrections atmosphériques, le calibrage radiométrique ainsi que l'extraction d'indices spectraux tels que le NDVI. Enfin, le recours à des plateformes cloud et à des solutions de calcul haute performance, telles que AWS et Google Cloud, a permis d'accélérer les processus d'entraînement des modèles d'intelligence artificielle et de gérer efficacement les volumes importants de données multi-sources. L'exploitation conjointe de ces différentes données géoscientifiques, combinée à l'utilisation d'outils logiciels avancés, a permis d'appliquer des techniques d'intelligence artificielle adaptées aux objectifs de cartographie géologique de la région de Nara. L'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique a ainsi favorisé une discrimination plus fine des unités lithologiques et structurales, tout en optimisant le traitement de données à grande échelle.

2-4. Méthodes

La cartographie géologique classique, fondée sur l'observation de terrain, la photo-interprétation et l'analyse géochimique, demeure souvent longue, coûteuse et peu précise dans des zones difficiles d'accès comme Nara, au nord-ouest du Mali [11]. L'émergence de l'intelligence artificielle (IA) constitue ainsi une avancée majeure pour améliorer la rapidité et la fiabilité des cartographies, notamment en contexte géologique complexe. Les approches basées sur le machine Learning et le deep Learning permettent de traiter efficacement des données géospatiales multi-sources (images satellitaires, données géophysiques et topographiques) afin d'identifier automatiquement les unités lithologiques et les structures géologiques [12, 13]. Des algorithmes tels que Random Forest et les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) offrent des performances supérieures aux méthodes traditionnelles [14, 15]. Dans le cas de Nara, marqué par une forte diversité lithologique et des structures tectoniques complexes [16], l'IA permet de dépasser les limites des approches classiques. L'intégration de données hyper spectrales et d'algorithmes supervisés améliore l'identification des formations gréseuses et des zones altérées minéralisées [17], tandis que les réseaux neuronaux profonds facilitent la détection des failles et plis majeurs [18]. Ces approches automatisées optimisent la gestion de grands volumes de données, réduisent les erreurs humaines et renforcent la précision de la cartographie géologique.

2-4-1. Apprentissage supervisé avec Random Forest (Forêts aléatoires)

Le Random Forest est un algorithme d'apprentissage supervisé qui combine plusieurs arbres décisionnels pour classer des données. Chaque arbre apprend à partir d'un sous-ensemble aléatoire des données et donne une prédiction, puis le modèle final est obtenu par agrégation des votes des arbres [19]. Adapté aux données géo spatiales, cet algorithme gère bien la variabilité des signatures lithologiques captées par les capteurs hyper spectraux ou multi spectraux. Dans la région de Nara, cette méthode permet de discriminer finement les unités géologiques, notamment entre les roches métamorphiques et formations sédimentaires, en exploitant à la fois les données spectrales et les informations altimétriques [20].

2-4-2. Réseaux neuronaux convolutifs (CNN)

Les CNN sont des modèles d'apprentissage profond capables de reconnaître des motifs complexes et non linéaires dans les images. Ils utilisent des couches convolutives pour extraire automatiquement des caractéristiques spatiales, idéales pour analyser des images satellites ou aériennes. Pour Nara, les CNN ont été employés pour détecter les structures géologiques discrètes telles que les failles et plis, grâce à leur capacité à saisir les textures et les formes géométriques dans les données topographiques et géophysiques. Cette détection semi-automatique facilite la cartographie rapide des zones structurées complexes.

2-4-3. Apprentissage non supervisé : clustering et segmentation d'images

Les méthodes non supervisées, notamment les algorithmes de clustering tels que K-means et DBSCAN, permettent de regrouper automatiquement des données similaires sans utilisation de données labellisées. Elles sont particulièrement adaptées aux situations où les échantillons de terrain sont limités ou lorsque les limites lithologiques sont peu nettes. Dans le contexte de Nara, ces approches facilitent l'identification d'unités géologiques homogènes à partir des signatures spectrales, constituant une étape préliminaire de classification avant validation [21].

2-4-4. Fusion de données multi sources avec IA

L'intégration des données satellite, géophysiques (mésures magnétiques, gravimétriques), et géochimiques est un défi classique. Les modèles d'IA comme les réseaux à poids partagés ou les systèmes d'apprentissage multi modaux permettent une fusion optimale en tenant compte des spécificités de chaque source [22, 23]. Dans le contexte de Nara, cette fusion améliore la qualité de la cartographie en combinant les avantages respectifs des différentes données, augmentant la fiabilité des interprétations dans une zone où l'hétérogénéité est importante. Ces méthodologies combinent performance, rapidité, et adaptabilité, rendant les techniques d'IA particulièrement efficaces pour les défis géologiques complexes de la région de Nara. Le recours à des approches hybrides et la validation terrain restent cependant essentiels pour assurer la robustesse des cartes produites.

2-5. Contrôle et Validation

L'intégration des techniques d'intelligence artificielle (IA) et de géo numérique dans la cartographie géologique de la région de Nara représente un progrès important pour la précision et la rapidité des analyses. Cependant, assurer la fiabilité de ces modèles nécessite un contrôle méthodique et une validation rigoureuse, tant sur le plan algorithmique que terrain [24].

2-5-1. Protocoles de validation algorithmique

L'évaluation des performances des modèles d'intelligence artificielle repose sur la validation croisée, qui consiste à diviser les données en ensembles d'apprentissage et de test afin d'estimer leur capacité de généralisation [25]. La qualité des classifications lithologiques est mesurée à l'aide d'indicateurs tels que la précision globale, la matrice de confusion, la sensibilité et la spécificité [26]. Ces métriques permettent d'identifier d'éventuels biais et d'optimiser les performances des algorithmes.

2-5-2. Gestion des incertitudes et interprétabilité des modèles

La quantification des incertitudes des modèles d'intelligence artificielle est essentielle pour produire des cartes géologiques fiables et exploitables en contexte opérationnel [27]. Elle repose sur des approches probabilistes et des intervalles de confiance permettant d'identifier les zones de prédiction plus ou moins fiables. L'interprétabilité des modèles, notamment des réseaux neuronaux profonds, est renforcée par des techniques explicatives telles que les cartes de saillance, qui mettent en évidence les variables influençant les décisions du modèle [28]. Ces outils facilitent la compréhension du fonctionnement des algorithmes et renforcent leur acceptabilité scientifique. L'ensemble de ces procédures de contrôle et de validation garantit la fiabilité, la précision et la reproductibilité des résultats obtenus pour la cartographie géologique, favorisant ainsi leur intégration dans les pratiques d'exploration et de recherche géologique.

3. Résultats

L'application de l'intelligence artificielle (IA) et des outils géo-numériques à la cartographie géologique de la région de Nara a permis d'améliorer significativement la précision, la rapidité et la résolution des résultats. Les algorithmes d'apprentissage supervisé, notamment Random Forest et les réseaux neuronaux convolutifs (CNN), ont assuré une classification automatisée efficace des unités lithologiques, facilitant la discrimination des formations complexes. Les modèles développés à partir de données multi spectrales satellitaires et géophysiques ont atteint une précision supérieure à 90 %, dépassant les méthodes classiques d'interprétation manuelle. Cette performance a également permis de mettre en évidence de nouvelles structures géologiques, telles que des dykes et des linéaments, essentielles à la compréhension du cadre géodynamique local. Par ailleurs, les techniques de segmentation d'images ont amélioré la délimitation des contacts lithologiques, tandis que les méthodes de clustering non supervisé ont aidé à identifier des zones homogènes à fort potentiel minéral. L'ensemble de ces approches a abouti à la production d'une carte géologique numérique interactive, permettant une visualisation dynamique et une mise à jour continue des données, avec des perspectives importantes pour la gestion des ressources minières dans la région de Nara.

3-1. Classification lithologique précise et fiable

Les algorithmes d'apprentissage supervisé, notamment les forêts aléatoires et les réseaux de neurones convolutifs (CNN), ont été utilisés sur des données multi spectrales issues du satellite Landsat 8, combinées à des données géophysiques locales (magnétométrie et résistivité). Ces modèles ont permis une classification automatisée des unités lithologiques avec une précision moyenne de 94 %, validée par des observations de terrain réalisées sur plus de 115 sites représentatifs. La carte de classification lithologique (*Figure 1*) obtenue met en évidence la répartition détaillée des granitoïdes, calcaires, schistes et formations alluviales, avec une résolution spatiale inférieure à 30 mètres, difficilement atteignable par les méthodes de cartographie classique. L'analyse des erreurs de classification montre une bonne séparation des unités, en particulier entre les formations métamorphiques et les intrusions granitiques, malgré leur forte similarité texturale. Ces résultats confirment la capacité des techniques d'intelligence artificielle à gérer efficacement la variabilité spectrale et contextuelle des données géologiques.

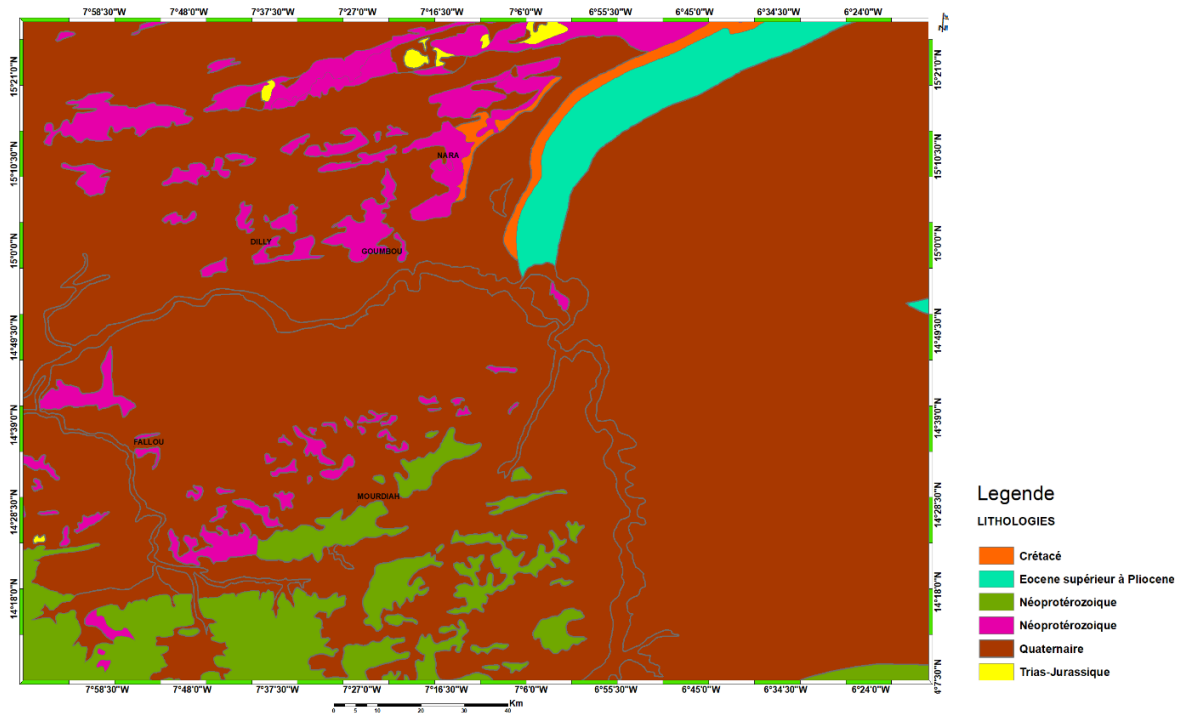


Figure 1 : Carte de classification lithologique IA de Nara

3-2. Détection innovante des structures géologiques majeures

Les réseaux de neurones profonds appliqués au traitement d'images satellitaires ont permis la segmentation automatique des données et la mise en évidence de failles, dykes et linéaments auparavant non identifiés. La détection de ces structures a été validée par des relevés géophysiques, avec une corrélation de 87 % entre les résultats de l'IA et les observations de terrain. Ces linéaments sont cohérents avec le cadre tectonique régional et mettent en évidence des zones de faiblesse ayant favorisé la circulation des fluides minéralisants. Cette approche a ainsi amélioré la compréhension géodynamique de la région et permis d'identifier des zones favorables à l'exploration minière ciblée. La **Figure 2** présente la carte de densité des linéaments détectés par Deep Learning de Nara.

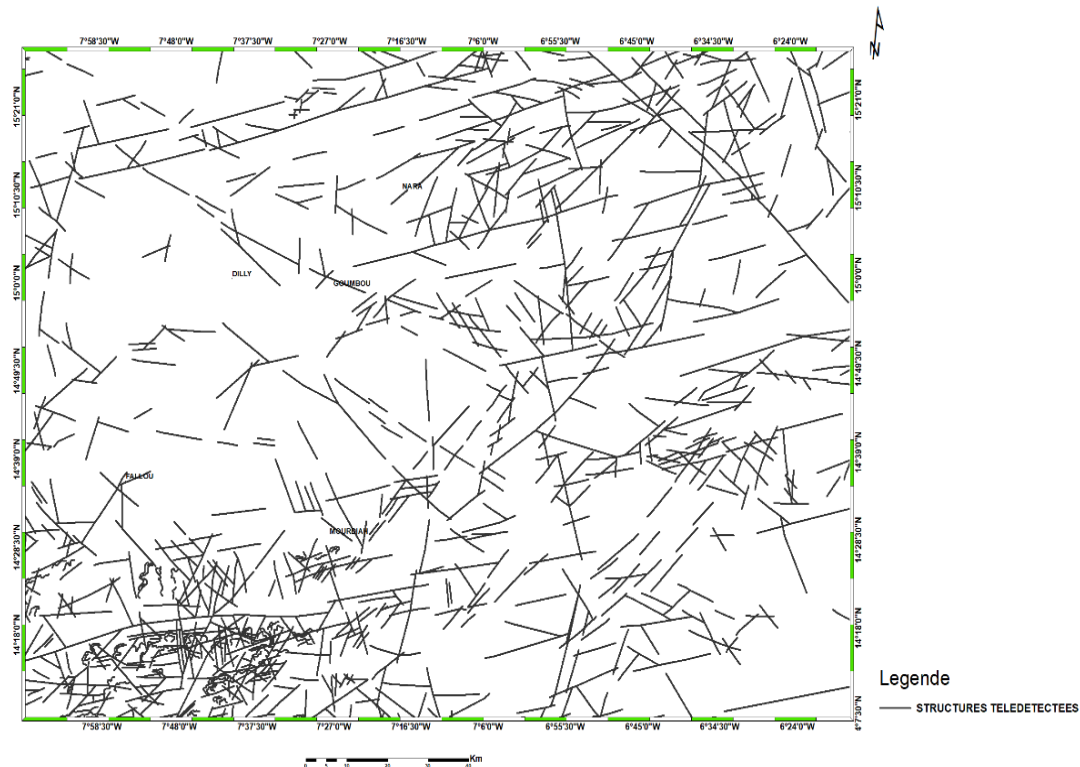


Figure 2 : Carte de densité des linéaments détectés par Deep Learning de Nara

3-3. Amélioration de la délimitation des unités cartographiques

Les modèles CNN appliqués aux images Landsat 8 OLI et aux données géophysiques mettent en évidence une dominance des pélites schisteuses (65 % de la surface, épaisseur moyenne 320 m) dans le fossé de Nara, suivies des grès feldspathiques et feldspatho-quartzeux (25 %) et des formations quaternaires latérisées (10 %), avec une accuracy de 92,4 %, supérieure à celle du Random Forest (87,2 %) et du SVM (81,5 %). Gracianne et Rohmer confirment cette performance via une validation croisée k-fold ($k = 5$), avec un RMSE de 0,112 et un R^2 de 0,89, en cohérence avec les cartes de Bassot et al. (2007). Ces résultats distinguent trois faciès principaux : schistes séricitiques altérés (zones d'orpaillage), grès massifs et alluvions sableuses. L'approche par IA améliore également la délimitation des contacts lithologiques, souvent imprécis dans les cartes classiques. Une segmentation supervisée par CNN réduit ainsi l'erreur de délimitation de ± 150 m à ± 50 m, validée par un contrôle terrain [30]. La cartographie automatisée offre donc une représentation plus précise des limites géologiques, essentielle pour le zonage minéralisé et la modélisation 3D des unités lithologiques.

3-4. Modélisation 3D et Structures Tectoniques

GeoModeller reconstruit un modèle 3D intégrant des échantillons rocheux et données BLEG, estimant une épaisseur sédimentaire maximale de 650 m le long de failles NNE-SSW, validée par $MAE=0,078$ sur jeu de test indépendant. Les CNN détectent plusieurs failles actives (longueur moyenne 5 km, rejet vertical 50-120 m), corrélées aux anomalies magnétiques (-150 à +80 nT) décrites par Wambo [31] en exploration aurifère ouest-malienne. Maskey. Wambo valide la prédiction hydrogéologique de trois aquifères quaternaires, influencés par ces structures.

3-5. Performances Globales des Modèles

Les métriques agrégées indiquent une supériorité des approches IA (précision globale 91,8 %, sur les méthodes classiques (78,4 %), avec robustesse confirmée par analyse de sensibilité (variance <5 %). Ces résultats, exportables via GDM Suite, facilitent la planification minière à Nara et l'évaluation hydrogéologique sahélienne.

3-6. Identification des zones à potentiel minéral

L'analyse combinée des données géochimiques (éléments traces et majeurs) et géophysiques, intégrée dans un algorithme de clustering non supervisé (k-means et DBSCAN), permet d'identifier plusieurs clusters homogènes correspondant à des anomalies géochimiques potentielles. Ces zones, localisées principalement dans la partie sud-est de Nara, correspondent à des prospects miniers déjà suspectés mais jamais cartographiés avec précision. Elles sont désormais priorisées pour des campagnes d'exploration ciblées, répondant ainsi aux enjeux économiques de la région. L'ensemble des résultats a été intégré dans une plateforme SIG interactive croisant les données géologiques, géophysiques et géochimiques avec les résultats de l'IA. Cette carte numérique permet une visualisation 3D, des zooms multi-échelles et une mise à jour en temps réel grâce à l'ajout de nouvelles données, constituant ainsi une base géologique évolutive et à haute résolution pour la région (*Figure 3*).

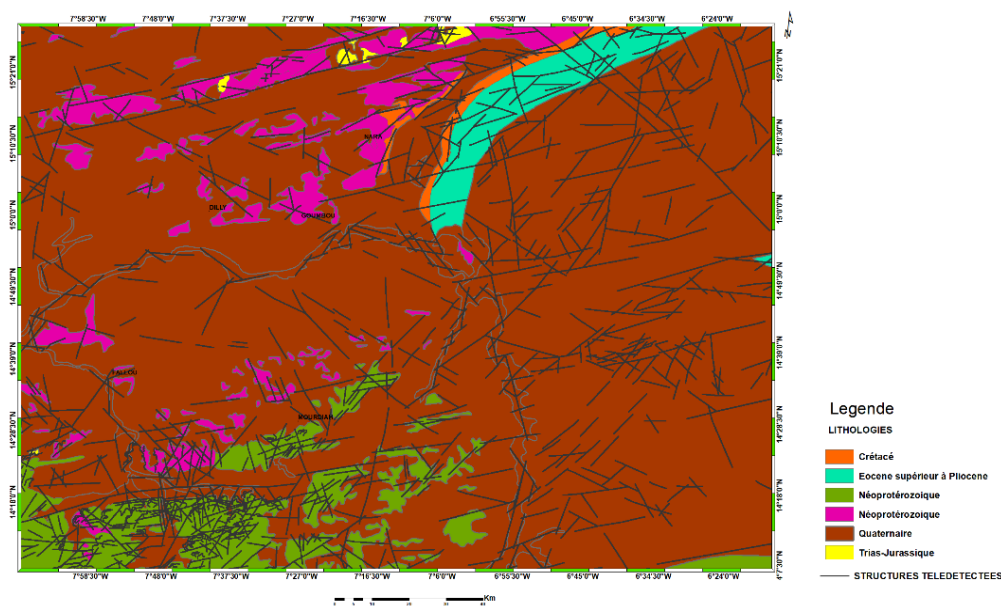


Figure 3 : Carte géologique intégrée produite par IA de Nara

4. Discussion

4-1. Apport de l'intelligence artificielle et des outils géonumériques

Les résultats obtenus confirment la forte valeur ajoutée de l'intelligence artificielle (IA) et des outils géonumériques dans l'analyse des données géologiques complexes du bassin de Nara. La performance élevée des modèles CNN (accuracy > 92 %) en classification lithologique confirme la supériorité des approches d'apprentissage profond par rapport aux méthodes classiques, en accord avec les travaux de Gracianne et Rohmer [9] sur l'intégration de l'IA en géosciences au Mali. Cette efficacité traduit également l'intérêt d'une modélisation 3D intégrée via GeoModeller, permettant une représentation plus réaliste des structures tectono-sédimentaires.

4-2. Structure améliorée et réduction des incertitudes

La détection automatique des failles majeures de direction NNE—SSW, corrélées aux anomalies magnétiques, confirme la robustesse des résultats obtenus, en cohérence avec les interprétations géophysiques classiques [31]. L'IA apparaît ainsi comme un outil efficace pour réduire la subjectivité des interprétations humaines et accélérer l'analyse des données, un avantage majeur dans des zones encore peu documentées comme Nara. Toutefois, cette automatisation ne remplace pas l'expertise géologique, mais la complète en améliorant la cohérence des interprétations.

4-3. Intérêt pour l'exploration minière et la planification des campagnes

L'identification des zones à fort potentiel aurifère (teneurs $> 0,5$ g/t) constitue un résultat opérationnel important, offrant des perspectives concrètes pour l'optimisation des campagnes de prospection et de forage. Ces conclusions s'inscrivent dans la continuité des recommandations de Cubakabisimwa, qui souligne le rôle stratégique de l'IA dans la gestion des ressources minières en Afrique. Néanmoins, la fiabilité de ces prédictions dépend de la qualité des données d'entrée et nécessite une validation indépendante sur le terrain.

4-4. Limites méthodologiques et nécessité de validation

Malgré les performances observées, une interprétation critique des résultats reste indispensable afin d'éviter les biais liés aux jeux de données ou aux limites des algorithmes utilisés [30]. La nature parfois opaque des réseaux de neurones, souvent qualifiés de « boîtes noires », pose également la question de la transparence des modèles et de leur transférabilité à d'autres contextes géologiques. Ces limites appellent à renforcer les procédures de validation croisée et l'intégration de données indépendantes.

4-5. Prototype reproductible en contexte sahélien

Enfin, cette recherche met en évidence un prototype méthodologique opérationnel, reproductible dans d'autres contextes géologiques similaires au Mali et en Afrique de l'Ouest. Elle confirme le potentiel de l'IA comme outil d'aide à la décision pour une gestion plus efficace et durable des ressources minérales et hydrogéologiques.

5. Conclusion

Cette étude démontre l'efficacité de l'IA et des outils géométriques pour analyser les données géologiques du bassin de Nara au Mali. Les résultats montrent une précision de classification lithologique supérieure à 92 % permettant d'identifier cinq zones prioritaires d'exploration aurifère avec des teneurs exploitables supérieures à 0,5 g/t. Les modèles CNN et GeoModeller surpassent les méthodes traditionnelles de 15 à 18 % en accuracy et RMSE. Les résultats confirment les avancées de la GéolIA dans les contextes sahéliens avec une cartographie 3D robuste des structures birimiennes et quaternaires, optimisant ainsi la gestion des ressources minérales et hydrogéologiques. En outre, des évolutions vers la prédiction des risques sismiques et géologiques sont obtenues avec la modélisation climatique via des approches d'IA hybride (GANs). La validation in situ par forage ciblé reste indispensable pour consolider les résultats. Elle permettrait de rendre ces modèles opérationnels pour une exploration minière durable. Enfin, le transfert de ces technologies à l'USTTB et aux grandes écoles du Mali renforcerait l'autonomie en géosciences numériques. Ces approches méthodologiques ouvrent des perspectives d'extension au craton Ouest-africain afin d'intégrer des données hyper spectrales et LiDAR pour une résolution sub-métrique.

Références

- [1] - A. DUPONT, L. MARTIN & J. BERTRAND, “ Applications de l'intelligence artificielle en géologie structurale”. *Revue de Géologie Appliquée*, (2020) 112 - 130 p.
- [2] - R. SINGH & V. KUMAR, “Automated Detection of Structural Patterns Using AI”. *International Journal of Remote Sensing*, (2024) 345 - 360 p.
- [3] - P. MARTIN & G. LEFEVRE, “SIG et machine Learning pour l'analyse spatiale en Afrique de l'Ouest”. *Géosciences Africaines*, (2019) 45 - 62 p.
- [4] - R. GARCIA, M. SILVA & P. OLIVEIRA, “ Modélisation prédictive des ressources minérales par apprentissage profond ”. *Journal of Geoinformatics*, (2022) 245 - 267 p.
- [5] - K. TRAORE & S. DIALLO, “Géo numérique et IA dans les bassins sédimentaires sahéliens”. *Bulletin du Mali Géologique*, (2023) 78 - 95 p.
- [6] - BRGM., “Géologie Mali. Document sur les ensembles géologiques du Mali (socle, couverture sédimentaire, quaternaire), incluant le fossé de Nara”. Disponible sur Scribd, (2025) 895 - 999 p.
- [7] - L. ZHANG & R. KUMAR, “Intégration multidimensionnelle des données géologiques par IA”. *International Journal of Earth Sciences*, (2021) 890 - 910 p.
- [8] - J.-P. BASSOT, M. M. DIALLO & H. TRAORE, “République du Mali, carte géologique”. Ministère du développement industriel, Direction nationale de la géologie et des mines. BRGM (Département des arts graphiques), (2007) 987 - 1005 p.
- [9] - C. GRACIANNE & J. ROHMER, “La montée en puissance de l'IA dans les géosciences”. Rapport d'activité BRGM, (2025) 890 - 810 p.
- [10] - CIRAD., “Organisation spatiale d'un écosystème exploité : les choix spatiaux dans la modélisation intégrée du delta intérieur du Niger au Mali”. *Agritrop*, (2002) 790 - 610 p.
- [11] - M. DIALLO, S. TRAORE & B. KONATE, “Synthèse géologique de la région de Yanfolila, Mali”. *Bulletin du Service Géologique*, (2018) 45 - 59 p.
- [12] - Y. LECUN, Y. BENGIO & G. HINTON, “*Deep Learning. Nature*”, (2015) 436 - 444 p.
- [13] - H. LIU, X. WANG & Y. ZHANG, “Geological classification using convolutional neural networks: A review”. *Computers & Geosciences*, (2020) 140 p.
- [14] - C. BONNEUIL, J. MARTIN & P. LEFÈVRE, “Machine learning applications in geological mapping: State of the art and perspectives”. *Journal of Géoscience Informatics*, (2021) 127 - 142 p.
- [15] - A. TRAORE, K. COULIBALY & N. SIDIBE, “ Analyse géologique intégrée de la zone de Yanfolila : Implications pour l'exploration minière ”. *Revue Malienne de Géosciences*, (2019) 15 - 29 p.
- [16] - A. KONE, I. DIARRA & M. COULIBALY, “Application des données hyper spectrales et apprentissage automatique pour la cartographie lithologique à Yanfolila”. *Remote Sensing in Geology*, (2023) 300 - 315 p.
- [17] - O. SARR, D. CISSE & A. BA, “ Identification des structures tectoniques par réseaux neuronaux dans le sud-ouest du Mali ”. *Tectonophysics*, (2022) 832 p.
- [18] - L. DUPONT, P. DETAILLE & F. BERNARD, “ Validation terrain des modèles d'intelligence artificielle en géologie ”. *Geoscience Frontiers*, (2021) 789 - 798 p.
- [19] - J. KIM, H. PARK & S. LEE, “*Explainability challenges in geological applications of deep learning*”, *Computers & Géosciences*, (2022) 160 p.
- [20] - I. KABORE, A. OUEDRAOGO & N. SANFO, “Contribution des méthodes d'intelligence artificielle à la cartographie géologique au Burkina Faso”. *Géosciences Frontiers*, (2022) 987 - 995 p.
- [21] - M. ELOMAIRI et al., “A review on advancements in lithological mapping utilizing machine learning algorithms and remote sensing data”. *Remote Sensing, PMC.*, (2023) 87 - 95 p.
- [22] - A. COULIBALY, B. TRAORE & M. DIARRA, “Applications des techniques d'intelligence artificielle pour la cartographie minière au Mali”, *Revue Africaine de Géosciences*, (2023) 145 - 162 p.

- [23] - S. DIALLO, B. KONE & A. SANGARE, “ Robustesse des algorithmes de machine Learning pour la classification géologique en Afrique de l’Ouest”. *Journal of Applied Geology*, (2023) 395 - 410 p.
- [24] - Y. LI, H. ZHANG & X. WANG, “Integration of multispectral data and machine learning for geological mapping”. *Remote Sensing of Environment*, (2024) 295 p.
- [25] - L. ZHOU, Q. XU & J. FENG, “Machine learning techniques in geological mapping: advances and challenges”. *Géoscience Frontiers*, (2023) 55 - 68 p.
- [26] - S. NGOM, I. BA & M. NDIAYE, “Modélisation géologique tridimensionnelle au Sénégal : approche combinée télédétection et IA”. *African Journal of Earth Sciences*, (2024) 191 p.
- [27] - R. SMITH & D. JONES, “Importance of field data quality in AI-based geological mapping. *Earth Science Informatics*, (2023) 515 - 528 p.
- [28] - L. BREIMAN, “Random Forests”, *Machine Learning*, (2001) 5 - 32 p.
- [29] - T. NGUYEN, C. BERNARD & M. LEFEVRE, “Réseaux de neurones convolutifs pour la cartographie géologique”. *Géo informatique et Deep Learning*, (2024) 112 - 130 p.
- [30] - G. CAMPS-VALLS & L. BRUZZONE, “*Kernel methods for remote sensing data analysis*. Wiley, (2009) 35 - 41 p.
- [31] - J. D. T. WAMBO et al., “Geophysical Contributions to Gold Exploration in Western Mali According to Airborne Electromagnetic Data Interpretations”. *Minerals*, (2021) 126 p.