

**Classification d'images minérales de la zone minière du Katanga /
RDC : Performances Comparées des Architectures de *Machine Learning***

**Classification of Mineral Images from the Katanga Mining Area /
DRC : Comparative Performance of Machine Learning
Architectures**

FYAMA Blaise
PhD

Faculté de Polytechnique / Université de Lubumbashi
RDC

NYAMI Ruphin
Doctorant

Ecole Supérieure des Ingénieurs Industriels / Université de Lubumbashi
RDC

ILUNGA KADIATA Freddy
Doctorant

Faculté des Sciences Informatiques / Université Protestante de Lubumbashi
RDC

KIBEMBE Chadrack
Doctorant

Faculté des Sciences Informatiques / Université Protestante de Lubumbashi
RDC

Date de soumission : 15/03/2025

Date d'acceptation : 27/05/2025

Pour citer cet article :

FYAMA. B et al (2025) «Classification d'images minérales de la zone minière du Katanga / RDC : Performances Comparées des Architectures de Machine Learning», Revue Internationale du chercheur «Volume 6 : Numéro 2» pp : 838 - 860

Résumé

Cette étude vise à comparer les performances de trois modèles de *Machine Learning* pour la classification d'images minérales : le Perceptron multicouche (MLP), les Réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) et un modèle d'apprentissage par transfert basé sur VGG-16. L'objectif est d'identifier les techniques d'apprentissage automatique les plus adaptées à l'identification des minéraux. Pour cette analyse, nous avons pris en compte des paramètres clés tels que la taille des lots (*batch-size*), le nombre d'époques (*epoch*), la taille des filtres, la précision, les techniques d'interruption (*dropout* en cas d'*overfitting*) et la métrique de perte. Les trois modèles ont été entraînés sur un échantillon de 5 classes de minéraux (chalcopyrite, cobaltocalcite, cuivre natif, katangite et malachite). Chaque modèle a été entraîné durant 30 cycles avec des lots de 64 images. Les résultats montrent que le modèle basé sur le transfert learning avec VGG-16 a atteint 97,8 % de précision, surpassant le MLP (75 %) et le CNN (96 %). Ces performances soulignent l'importance de l'apprentissage profond pour le traitement d'images complexes et constituent une avancée pour l'exploration et l'identification des ressources minières.

Mots clés : *Classification d'images ; identification des minéraux ; Réseaux de neurones profonds ; Apprentissage par transfert ; reconnaissances d'images ; Analyse d'images ;*

Abstract

The aim of this study is to compare the performance of three Machine Learning models for mineral image classification: Multilayer Perceptron (MLP), Convolutional Neural Networks (CNN) and a transfer learning model based on VGG-16. The aim is to identify the most suitable machine learning techniques for mineral identification. For this analysis, we took into account key parameters such as batch size, number of epochs, filter size, accuracy, dropout techniques (in the event of *overfitting*) and the loss metric. The three models were trained on a sample of 5 mineral classes (chalcopyrite, cobaltocalcite, native copper, katangite and malachite). Each model was trained for 30 cycles with batches of 64 images. The results show that the model based on transfer learning with VGG-16 achieved 97.8% accuracy, outperforming MLP (75%) and CNN (96%). This performance underlines the importance of deep learning for processing complex images and represents a breakthrough for mineral resource exploration and identification.

Keywords : *Image classification; Mineral identification; Deep neural networks; Transfer learning; Image recognition; Image analysis*

Introduction

Chaque jour qui passe, d'énormes masses de données sont collectées quotidiennement dans le secteur minier de l'espace grand Katanga. Qu'il s'agisse d'images sur les différents minerais extraits, les images de trous de forages, des images de la cartographie de réserves minières, de zones minières à haut risque, de détails sur les machines, d'informations relatives l'étiquetage des minerais, les images sur la conformité et à la lutte contre le trafic illégal des minerais. L'absence d'un système d'identification des minéraux à l'exploitation tout comme à l'exportation préjudicent particulièrement les exploitants artisanaux et fragilisent l'économie nationale. Certains minerais non identifiés de manière précise échappent ainsi aux taxes et sont camouflés, privant ainsi le trésor public de recettes fiscales importantes. Par ailleurs, la zone minière du Katanga regorge de ressources minérales variées, ce qui pose des défis particuliers en raison de la complexité et de la diversité des compositions minérales pour leur élucidation et une classification précise. Par ailleurs, l'évolution rapide des technologies de traitement d'images, en particulier celles basées sur l'apprentissage profond, a révolutionné la manière dont les informations géologiques et minérales sont analysées et interprétées (Bousson et al. 2023) (Ndewe, Ejuande, et Fogwe 2024). Au cœur de cette transformation, les techniques de classification d'images jouent un rôle crucial pour l'identification et l'évaluation des minéraux, particulièrement dans des contextes comme la région minière du Katanga, connue pour sa richesse minérale. Toutefois, malgré les avancées significatives réalisées dans le domaine des réseaux de neurones, il subsiste une lacune dans l'évaluation comparative des modèles tels que le Perceptron Multicouche (MLP), le réseau de neurones convolutionnels from scratch (CNN) et le transfer learning avec VGG-16 spécifiquement appliqués à la classification d'images minérales. Ce constat met en lumière un problème de recherche primordial, à savoir : *quel modèle d'apprentissage automatique est le plus efficace pour classer les images minérales dans cette région riche en ressources minières variées ?* Les objectifs de cette étude sont triples : d'abord, analyser les performances respectives des modèles MLP, CNN et VGG-16 dans le cadre de la classification des images minérales ; ensuite, identifier les forces et faiblesses de chaque modèle en termes de précision et de robustesse ; enfin, proposer des recommandations pour l'optimisation des processus de classification dans des applications futures. Un accent particulier sera mis sur l'importance de la collecte et de l'analyse des données d'images minérales, lesquelles constituent le fondement sur lequel reposent les évaluations de performance des modèles. Cette étude vise à combler des lacunes dans la littérature existante dans l'application des techniques d'apprentissage automatique à l'imagerie minérale,

particulièrement dans des contextes géologiques complexes à l'instar de la région minière du Katanga. D'un point de vue pratique, une meilleure compréhension des performances des différents modèles peut mener à des solutions plus efficaces pour la gestion et l'exploitation des ressources minérales, contribuant ainsi à des pratiques de développement durable. Les informations sur l'identification des roches minérales sont cruciales pour de nombreuses utilisations, notamment la recherche géologique, l'exploitation minière dans de conditions atypiques et artisanales voire à la surveillance de l'environnement minier. La reconnaissance précise des minéraux peut vraiment faire une différence dans l'efficacité de l'exploitation minière, la traçabilité de production et le respect de l'environnement. Enfin, cette recherche vise à renforcer la capacité analytique des systèmes d'apprentissage profond en générant des connaissances utiles et applicables pour une exploitation minière responsable et efficace dans la région du Katanga, tout en contribuant significativement à l'évolution des méthodes de classification d'images minérales dans le champ de l'apprentissage automatique (Carpenter 2020) (He et al. 2023) (Jayasinghe et al. 2023) (Abadade et al. 2023) (Chae et al. 2023). L'étude débute par la collecte d'imagerie minérale, suivie d'une phase de prétraitement des données. Durant cette étape, les données brutes sont nettoyées, normalisées et organisées afin de les rendre exploitables par le réseau de neurones. Une fois le jeu de données constitué, nous construirons trois modèles. S'ensuivra une phase d'entraînement de chaque modèle sur l'ensemble des données, avec un ajustement des paramètres via les algorithmes de rétropropagation et de descente de gradient. Nous procéderons ensuite à une évaluation et optimisation des modèles pour affiner leurs paramètres et améliorer leur précision sur les données de validation. Pour évaluer les performances de nos trois modèles (Perceptron multicouche (MLP), réseaux neuronaux convolutionnels (CNN) conçus à partir de zéro, et l'architecture VGG16) en imagerie minérale, cette étude est articulée en trois sections clés :

La première section porte sur l'état de l'art qui rassemble les recherches actuelles sur les performances de chaque modèle et leurs détails, préparant ainsi le terrain pour la comparaison. La seconde section s'appesantira sur la démarche méthodologique où nous présenterons la procédure de collecte de données, le prétraitement, les théories appliquées ainsi que la configuration expérimentale pour la formation de nos modèles. Enfin, la section troisième portera sur les résultats d'expérimentation et discussions, les résultats sont partagés avec une analyse détaillée qui souligne les forces et les faiblesses de chaque modèle.

1. Etat de l'art

L'évolution rapide des techniques d'apprentissage automatique a transformé de manière significative l'industrie minière en générale et particulièrement le domaine de l'imagerie minérale, en permettant une analyse et la reconnaissance plus précise et efficace des données géologiques. Dans ce contexte, la région minière de l'espace grand Katanga, reconnue pour sa richesse en ressources minérales, constitue un terrain d'étude particulièrement pertinent et propice pour l'application des techniques d'intelligence artificielle (NYAMI et NKAYA 2023). En effet, les méthodes de classification des images ont un impact direct sur l'exploration et l'exploitation des ressources, influençant tant les résultats économiques que la traçabilité et la protection de la population locale vivant dans les zones minières. L'évaluation des performances des modèles de classification des images minérales dans la région minière du Katanga a suscité un intérêt croissant, notamment en raison des caractéristiques spécifiques et des défis posés par ce type d'imagerie. Dans cette optique, les réseaux de neurones à perceptron multicouche (MLP), les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et notamment le modèle VGG-16 sont fréquemment utilisés pour améliorer l'exactitude de la classification (NACER 2019) (FADEL 2023) (BOUDALI et BENCHAIIB 2022). Les études ont montré que les modèles de ML basés sur les CNN, en raison de leur capacité à capturer les caractéristiques spatiales et les motifs complexes dans les images, surpassent souvent les modèles MLP traditionnels dans des applications similaires (Carpenter 2020) (Gayap et Akhloufi 2024). Par exemple, les travaux de (He et al. 2023) démontrent que les CNN appliqués à des données d'imagerie minérale révèlent des performances significativement meilleures en termes de précision et de rappel, en raison de leur architecture adaptative. Les modèles de réseaux de neurones, tels que les perceptrons multicouches (MLP), les réseaux de neurones convolutifs (CNN), et l'apprentissage par transfert avec des architectures poussées comme le VGG-16, ont été au centre des préoccupations relatives à la classification d'images (Chenna 2023) (NOUKAS 2023). L'évaluation des performances des modèles de réseaux de neurones profonds pour la classification de l'imagerie minérale a connu une évolution significative au cours des dernières décennies. Il y a plus de deux décennies, les premières recherches se concentraient principalement sur des approches utilisant des modèles de régression et des techniques statistiques de base, qui révélaient rapidement leurs limites en termes de précision et de capacité de généralisation (Carpenter 2020). Cependant, l'essor de l'apprentissage automatique a marqué un tournant, permettant l'introduction de modèles multicouches perceptron (MLP) qui, bien que

efficaces, demeureraient limités dans leur capacité à capturer des structures complexes dans les données (Gayap et Akhloufi 2024). A l'issue de l'évolution technologique, les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) ont été adoptés, franchissant ainsi les limites des MLP et offrant une amélioration significative de la performance grâce à leur capacité d'auto-extractivité automatique des caractéristiques des images en une, deux ou trois dimensions (He et al. 2023). Des travaux menés dans des contextes variés ont démontré que les CNN surpassaient les MLP traditionnels dans des applications d'imagerie et de détection d'objets, particulièrement pour la classification d'images complexes (Jayasinghe et al. 2023). Plus récemment, le modèle VGG-16 a fait son irruption et a fait bouger les lignes pour sa profondeur et sa capacité à capturer des détails fins dans les données d'image (Abadade et al. 2023). Des études ont montré que VGG-16, avec ses 16 couches de profondeur, offre des performances remarquables dans des tâches de classification, atteignant des taux de précision presque inégalables dans la classification d'images (Chae et al. 2023). Pour les modèles utilisant l'architecture VGG-16, plusieurs recherches témoignent qu'il s'agit d'un excellent choix pour la classification des images minérales, particulièrement grâce à ses couches profondes qui permettent d'extraire des caractéristiques complexes et de haute dimension (Jayasinghe et al. 2023) (Abadade et al. 2023). Les performances de VGG-16 ont été particulièrement remarquées dans des études de cas sur l'imagerie médicale, où il a montré une robustesse accrue face à la variance des conditions d'image (Chae et al. 2023) (Orouji, Ghasemi, et Hormozi-Nezhad 2023). Toutefois, certains chercheurs soulignent les défis liés aux coûts computationnels élevés et aux exigences en matière de données d'apprentissage. De surcroît, les travaux existants suggèrent que bien que chaque modèle ait ses avantages et inconvénients. D'autres études comparatives révèlent que les CNN surpassent souvent les MLP en termes de précision de classification en raison de leur capacité à apprendre des représentations de caractéristiques multi-niveaux, même avec un minimum de prétraitement des données (He et al. 2023), (Jayasinghe et al. 2023). Cependant, la méthode VGG-16 se distingue par son utilisation d'une architecture profonde et d'une couche de classification dense, montrant des performances prometteuses par rapport aux modèles plus classiques comme les MLP (Abadade et al. 2023), (Chae et al. 2023).

Par ailleurs, des recherches récentes ont souligné la pertinence du prétraitement des images, comme la normalisation et l'augmentation des données, pour améliorer encore la performance des modèles (Orouji, Ghasemi, et Hormozi-Nezhad 2023). Comme le démontrent les recherches récentes sur l'identification des minéraux, des performances pointues ont été atteintes de

l'ordre 98 % par un motif binaire applique sur quatre sortes de minéraux (Aligholi, Khajavi, et Razmara 2015) et cela avec un jeu de données normalisé. Cependant, la constitution du jeu de données peut devenir une malédiction entravant ainsi la capture des motifs complexes présents dans divers échantillons des minéraux. Dans le cadre de l'imagerie minérale atypique extraite à de conditions de lumière diverses, les approches basées sur des combinaisons de classification paraissent prometteuses, combinant les forces des différents types de modèles pour maximiser la précision de la classification. Ainsi, la variété des méthodologies employées pour l'évaluation des performances des modèles de classification illustre la nécessité d'une approche adaptative, tenant compte des spécificités des données minérales du Katanga et des objectifs spécifiques de recherche. La classification de l'imagerie minérale, en particulier dans des environnements complexes comme la région minière du Katanga, nécessite une évaluation approfondie des modèles d'apprentissage automatique tels que les perceptrons multicouches (MLP), les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) et l'architecture VGG-16. Chaque modèle offre des perspectives théoriques distinctes qui mettent en avant différents mécanismes d'apprentissage. L'évaluation de performances réalisée par EL BADAOUI entre deux modèles réseaux MLP et RBF confirme le vecteur des poids joue un rôle catalyseur quand on vise le bon rendement (EL BADAOUI, ABDALLAOUI, et CHABAA 2014). Les CNN sont réputés efficace dans le domaine de vision par ordinateur, atteignant ainsi plus de 99% de précision sur des chiffres manuscrits (MNIST) (LeCun et al. 1998). Les résultats de recherches de *Golik* et son équipe confirment que le MLP arrive de fois à rivaliser les CNN avec plus de couches, par exemple : 12 couches entièrement connectées contre 6 (1 couche de convolution et 5 totalement connectées) pour un CNN (Golik et al. 2015). Une étude a démontré qu'en utilisant les bancs de filtres, les CNN sont pointus en termes du taux d'apprentissage (0.007) avec un coefficient de régularisation de 0.9 tandis que le MLP nécessite à chaque fois une dérivée des bancs de filtres avec une architecture peu profonde (Manenti, Pellegrini, et Pinquier 2016). La force de CNN réside dans les premières couches qui, elles seules réalisent de manière approximative la dérivée des champs temporelle. De plus, le MLP reste sensible au nombre de couches et le nombre de neurones. *Manenti* et son équipe ont obtenu un gain 1% de F-mesure d'un MLP avec un nombre de neurones max de 300 par rapport à un autre modèle possédant 50 neurones. Toutefois, le CNN a été prouvé avec un nombre de neurones entre 50 et 400 dans la couche dense et s'est montré optimal autant plus que le nombre la dimension de filtres de convolution influe énormément sur sa performance de l'ordre de 1% à 2%, en absolu. Avec un nombre de filtre entre 15 et 120 les CNN peuvent gagner jusqu'à 1,2%. Le gros du travail réside donc

dans l'optimisation des paramètres du réseau de neurones à savoir — le nombre de couches, de neurones, les filtres de convolution afin d'obtenir un résultat meilleur. Ainsi, l'évaluation des performances des MLP, ainsi que des modèles plus complexes tels que les CNN, est cruciale pour trouver les meilleures stratégies d'identification et de gestion des ressources minérales. Les MLP, bien qu'efficaces pour des ensembles de données classiques, peuvent souffrir de limitations en matière de généralisation face à des images complexes (C. Carpenter, 2020). En revanche, les CNN, qui exploitent des convolutions pour extraire des caractéristiques hiérarchiques, démontrent une capacité supérieure à traiter des données d'image en tenant compte de la localisation spatiale des pixels, ce qui les rend particulièrement adaptés pour la classification d'images minérales (Gayap et Akhloufi 2024) (He et al. 2023). D'autre part, l'architecture VGG-16, avec sa profondeur accrue, améliore encore la performance en permettant une extraction plus fine des caractéristiques, bien qu'elle soit plus gourmande en ressources computationnelles (Jayasinghe et al. 2023). À cet égard, certains chercheurs soulignent l'importance d'une approche hybride qui combine ces modèles pour tirer parti de leurs forces respectives (Abadade et al. 2023) (Chae et al. 2023). Dans le contexte de l'imagerie minérale, la capacité des CNN et de VGG-16 à gérer des variations complexes de couleur et de texture est particulièrement pertinente, comme l'indiquent plusieurs études qui démontrent leurs performances supérieures par rapport aux MLP traditionnels dans des tests expérimentaux (Orouji, Ghasemi, et Hormozi-Nezhad 2023). Il est donc essentiel d'évaluer ces approches à travers un cadre théorique robuste pour déterminer le modèle le plus adapté à la classification des données spécifiques de la région du Katanga, en tenant compte des contraintes et des opportunités offertes par chaque technique. Cela met en avant l'interaction entre théorie et pratique dans l'optimisation des processus d'apprentissage automatique pour des applications minérales et environnementales. L'analyse des performances des modèles de classification d'images, tels que les perceptrons multicouches (MLP), les réseaux de neurones convolutionnels (CNN), et le modèle VGG-16, a révélé des perspectives significatives pour l'exploitation de l'imagerie minérale dans la région du Katanga, soulevant des enjeux cruciaux pour l'industrie minière. Les résultats des études examinées montrent que les CNN se démarquent généralement en termes de précision et d'efficacité, grâce à leur capacité à traiter des caractéristiques complexes au sein des données d'image. Ce constat est particulièrement pertinent dans le contexte de l'imagerie minérale où les variations de texture et de couleur peuvent avoir un impact substantiel sur la classification des minéraux. Il existe une pléthore d'études qui se sont penchés à la comparaison de ces différentes approches en termes de

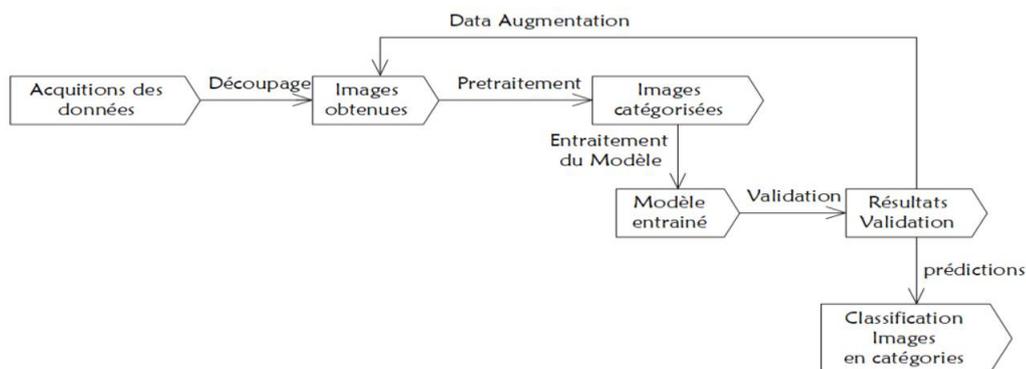
précision, rapidité et de facilité d'adaptation aux spécificités des ensembles de données minérales. Toutefois, l'application de ces modèles à des données spécifiques à l'instar d'imagerie minérale demeure peu explorée, une lacune qui mérite une attention particulière. En parallèle, les défis associés à l'acquisition de données dans le secteur minier de l'espace grand Katanga, tels que la difficulté d'accès aux sites d'exploitation, la qualité variable des images et les conditions d'éclairage, sont des facteurs cruciaux qui influencent la performance des modèles. Rares sont les études passées qui ont mis l'accent sur l'impact de ces variables dans le cadre de l'évaluation des performances des algorithmes de classification, ce qui pose la question de la généralisation des modèles au-delà des conditions de lumières, de laboratoires et des sites réels. D'où la nécessité des travaux supplémentaires qui s'avèrent indispensables pour adapter ces modèles aux particularités des données minérales de l'espace grand-Katanga et optimiser leur efficacité dans des scénarios réels. En outre, la compréhension des mécanismes sous-jacents aux performances inégales entre ces différents modèles reste incomplète, appelant à une exploration plus poussée des facteurs qui déterminent leur succès dans ce domaine. En résumé, le travail exploré dans cette revue met en avant le potentiel réel que représentent les modèles d'apprentissage automatique pour la classification de l'imagerie minérale au Katanga, tout en ouvrant des avenues de recherche prometteuses. L'avenir de cette discipline sera sans doute influencé par l'évolution continue des outils technologiques disponibles et leur mise en œuvre dans les pratiques d'exploration et d'exploitation minière.

2. Méthodologie

Nonobstant les nombreuses étapes importantes d'un modèle de *Machine Learning*, la collecte et le traitement des données restent la pierre angulaire de tout projet de *Data Science*. Comme le soulignent Kilkenny et Robinson (2018), la qualité des données d'entrée influence directement les résultats de sortie (Kilkenny et Robinson 2018). Pour cette raison, nous avons initié notre démarche par l'élaboration d'une stratégie de collecte de données et la création d'un ensemble de données. Le jeu de données de cette étude a été constitué en photographiant des échantillons de minéraux du Musée du département de Géologie / UNILU à l'aide d'un appareil photo numérique. Face aux exigences de variabilité et de volume d'images exploitables, nous avons complété ce jeu de données avec des images minérales issues du site Mindat. À partir de cet échantillon d'images, nous avons appliqué des transformations géométriques et d'espace pour augmenter la taille et la diversité de l'ensemble d'apprentissage. Le module ImageDataGenerator de la bibliothèque Keras nous a permis d'effectuer des manipulations et

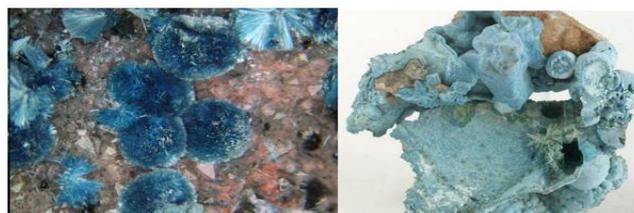
des augmentations d'images en temps réel. Parmi celles-ci, nous avons redimensionné les images en divisant les valeurs par 255 (les ramenant ainsi dans l'intervalle [0, 1]) et effectué des retournements horizontaux. Ensuite, le jeu de données a été organisé en classes spécifiques à cet article : le Chalcopryrite, le Cobalt-calcite, le Cuivre natif, la Katangite et la Malachite (comme illustré en Figure 2). Suite à cette catégorisation, nous avons construit et entraîné nos trois modèles de classification et d'identification des ressources « Kumadi : Kumbulibua kua madi » : « Kumadi_mlp », « Kumadi_cnn » et « Kumadi_vgg16 ». Enfin, la prédiction et l'expérimentation de ces modèles ont été réalisées. La Figure 1 illustre la démarche méthodologique appliquée dans cet article pour la classification des images de roches minérales du Grand Katanga par apprentissage profond

Figure 1—Démarche méthodologique



Source : Auteurs

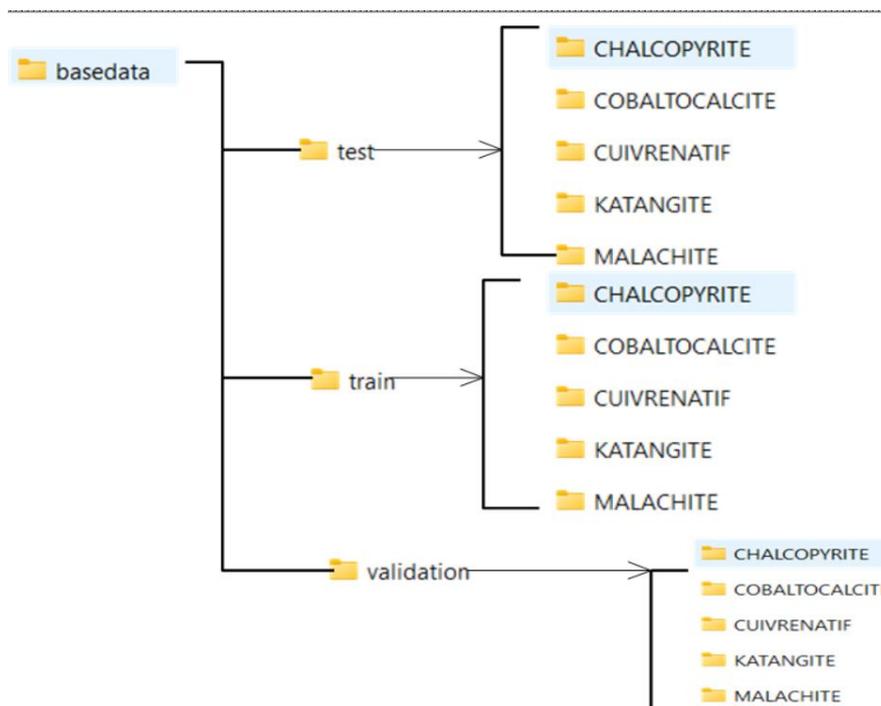
Figure 2—Image de la roche KATANGITE du TANTARA, NSESA, Shangulowé (Kambove)



Source : Mindata.org

Concernant la structuration du jeu de données, les images ont été catégorisées en cinq classes distinctes correspondant aux minéraux étudiés : la chalcopryrite, la cobaltocalcite, le cuivre natif, la katangite et la malachite. Après ce regroupement par classes, l'étape suivante consistait à bâtir une base de données robuste, essentielle pour la mise en œuvre des différentes phases de l'apprentissage. Pour ce faire, nous avons organisé nos répertoires conformément à la structure présentée en Figure 3 :

Figure 3—Organisation du jeu de données « Kumadi_5 »



Source : Auteurs

Pour améliorer la précision des classifications, les images de chaque type de roche minérale ont été réparties aléatoirement au sein de chaque sous-classe, selon une proportion de 80 % pour l'entraînement et 20 % pour la validation. La distribution exacte des données par catégorie et type est détaillée dans le Tableau 1.

Tableau 1—Nombre d'images dans le jeu de données

	Train	Validation	Test
CHALCOPYRITE	1920	480	10
COBALTOCALCITE	1920	480	10
CUIVRE NATIF	1920	480	10
KATANGITE	1920	480	10
MALACHITE	1920	480	10

Source : Auteurs

2.1. Entraînement et validation du modèle

Après la structuration de l'ensemble des données d'images en ensembles d'entraînement et de test, une tâche de labellisation a été réalisée afin de définir les étiquettes associées à chacun des cinq types de minéraux présents dans l'espace du Grand Katanga. Par ailleurs, la problématique liée à la taille des images RGB (Red, Green, Blue) a été optimisée en limitant le traitement à des lots de 64 images simultanément. Le nombre d'itérations de l'algorithme d'apprentissage

sur l'ensemble des données (epoch) est fixé à 30. Toutefois, les itérations peuvent être interrompues (dropout) en cas de surapprentissage (overfitting) ou si aucune amélioration notable des performances n'est observée. Nous avons conçu un premier modèle, « Kumadi_MLP », dédié à la classification des images de minéraux des roches du Grand Katanga. L'entraînement du modèle MLP est effectué depuis zéro (from scratch) en suivant une architecture classique :

- Une couche d'entrée appliquant l'aplatissement des images, qui transforme chaque image de taille $200 \times 200 \times 3$ du jeu de données Kumadi-5 en un vecteur unidimensionnel ;
- Une couche cachée entièrement connectée, composée de 128 neurones avec la fonction d'activation ReLU ;
- Une couche de sortie constituée de 5 neurones correspondant aux classes Kumadi-5, avec une activation softmax.

Le deuxième modèle, « Kumadi_CNN », est également entraîné depuis zéro (from scratch). Son architecture, dédiée à la classification des images de roches minérales du Grand Katanga, intègre les composants suivants :

- Une couche d'entrée utilisant un Conv2D avec 32 filtres et une activation ReLU ;
- Trois blocs convolutifs avec des filtres de taille croissante et une activation ReLU ;
- Chaque bloc de convolution est suivi d'une couche de redimensionnement maximale (max-pooling) de 2 pixels, ainsi qu'un Dropout appliqué à 0,2 % des neurones pour éviter le surapprentissage ;
- Les couches entièrement connectées contiennent une couche d'aplatissement (Flatten) ;
- La couche de sortie est une couche Dense avec 5 unités et une activation softmax ;

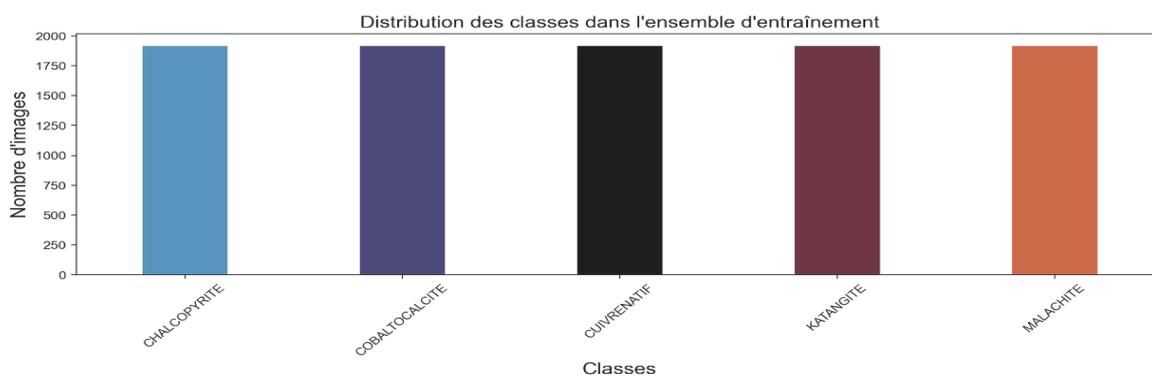
La compilation d'un modèle CNN repose sur la spécification de trois paramètres cruciaux : l'optimiseur, la fonction de perte et les métriques d'évaluation. Pour l'optimisation de la fonction de coût, nous avons choisi la descente de gradient en utilisant l'optimiseur Adam, qui est généralement le choix par défaut. En ce qui concerne la fonction de perte, bien que l'objectif puisse être la minimisation de la perte ou la maximisation de la précision, la pratique standard en apprentissage profond privilégie la minimisation de la fonction de perte. C'est pourquoi nous avons mis l'accent sur la réduction de cette perte. Étant donné que notre problématique relève de la classification multi-classe, la fonction de perte retenue est la categorical_crossentropy, car elle est adaptée à ce type de scénario. Pour le troisième modèle, désigné « Kumadi_vgg16 », nous avons employé une stratégie de Fine-Tuning partiel. Cette approche consiste à ajuster un

sous-ensemble de paramètres des couches supérieures du réseau pré-entraîné, afin d'adapter le modèle à notre tâche de classification spécifique sur un nouvel ensemble de données. Les couches initiales du modèle sont « gelées » ; cette technique permet de conserver les fonctionnalités génériques et de bas niveau acquises sur le jeu de données d'origine, tout en permettant aux couches supérieures d'apprendre des caractéristiques plus spécifiques à nos données minérales.

3. Résultats et discussions

La présente recherche s'articule autour de la classification d'images de minéraux rocheux, en tirant parti de la base de données KUMADI-5, spécifiquement développée pour cette étude. La base de données KUMADI-5 se compose de 12 000 images, normalisées à une résolution de 341 x 380 pixels. Ces images sont distribuées uniformément au sein de cinq classes minérales, avec 2400 spécimens par classe. Les catégories de minéraux incluses sont représentatives des gisements du Grand Katanga, à savoir : le Cuivre natif, la Katangite, la Malachite, la Cobaltocalcite et la Chalcoppyrite. La répartition détaillée des classes au sein de notre ensemble de données d'entraînement est présentée dans la Figure 4.

Figure 4—Distribution des classes dans l'ensemble de jeu de données d'entraînement



Source : Auteurs

Nous illustrons par la suite un échantillon d'images de l'ensemble de données Kumadi-5 dans la Figure 5 suivante :

Figure 5—échantillons d'images étiquetées par le modèle

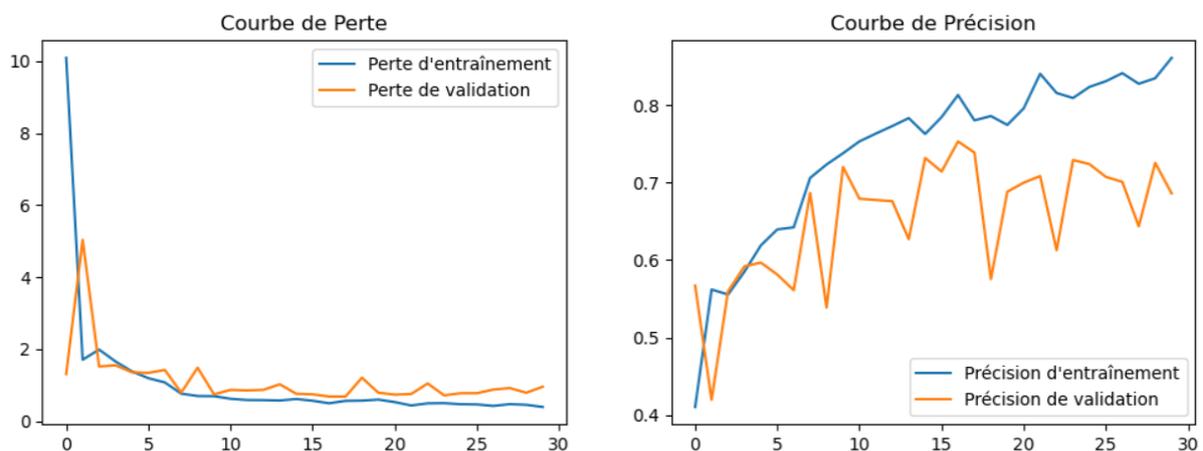


Source : Auteurs

3.1. Résultats avec le modèle « kumadi_mlp »

La compilation du modèle implique la sélection de plusieurs paramètres critiques pour sa performance. Pour notre classification multi-classe, nous avons choisi la fonction de perte « entropie croisée catégorielle » et l'optimiseur « Adam » pour la mise à jour des poids du modèle. La métrique de précision « accuracy » a été utilisée pour évaluer les performances du modèle. La Figure 6 présente un résumé du modèle, détaillant ses couches et paramètres. L'évaluation du modèle MLP sur les données de test a révélé une précision de 75 % et une perte de 0,8427.

Figure 6—les courbes d'apprentissage (perte et précision) avec « kumadi_mlp »



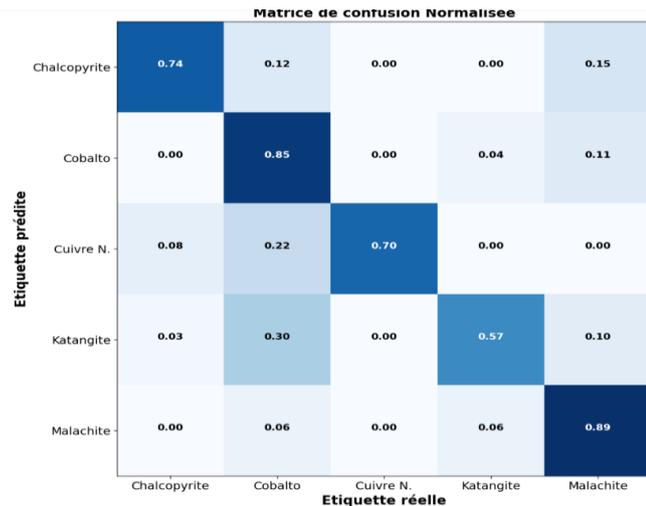
Précision sur les données de test : 75.00%

Source : Auteurs

Le test d'expérimentation du modèle MLP avec 192 images du jeu de test, 144 classifications correctes et 48 classifications non correctes.

Figure 7—Rapport de classification Figure 8—Matrice de confusion du Modèle kumadi_mlp

	precision	recall	f1-score	support
CHALCOPYRITE	0.82	0.84	0.83	44
COBALTOCALCITE	0.81	0.90	0.85	39
CUIVRENATIF	0.85	0.78	0.82	37
KATANGITE	0.88	0.91	0.90	47
MALACHITE	1.00	0.84	0.91	25
accuracy			0.86	192
macro avg	0.87	0.86	0.86	192
weighted avg	0.86	0.86	0.86	192



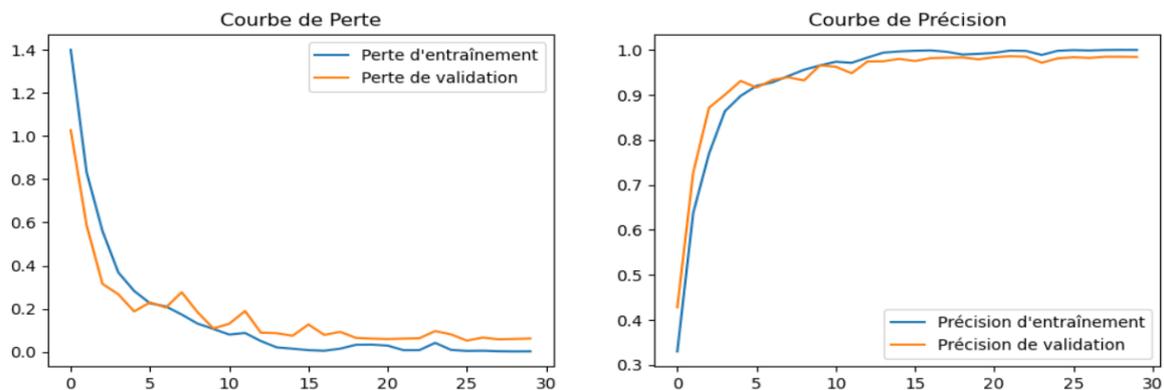
Source : Auteurs

3.2. Résultat du modèle « kumadi_cnn » from scratch

L'évaluation a révélé que la précision du modèle sur les données d'entraînement est de 96,88 % et sa perte de 0,239 %. Pour les données de validation, la précision est également de 96,88 % et la perte de 0,239 %.

Figure 9—Évaluation de la précision et perte du modèle « kumadi_cnn »

6/6 - 3s - 442ms/step - accuracy: 0.9688 - loss: 0.2398
 Précision sur les données de test : 96.88%

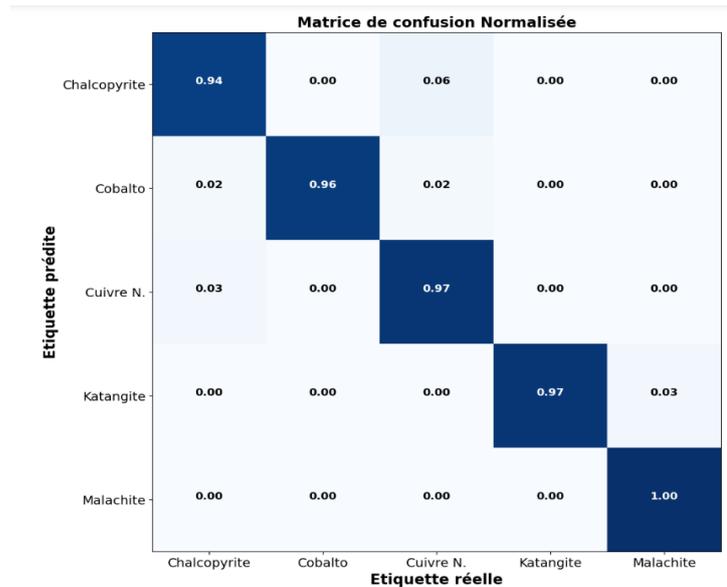


Source : Auteurs

La prédiction à partir du modèle Kumadi_cnn a donné les résultats suivants : La précision du modèle pour les données de test est : 96.88% ; La perte du modèle pour les données de test est : 0.018% ; Classes prédites correctes : 186 et Classes prédites incorrectes : 6

Figure 10—Rapport de classement Figure 11—Matrice de Confusion de « kumadi_cnn »

	precision	recall	f1-score	support
CHALCOPYRITE	0.94	0.94	0.94	34
COBALTOCALCITE	1.00	0.96	0.98	46
CUIVRENATIF	0.92	0.97	0.95	37
KATANGITE	1.00	0.97	0.99	40
MALACHITE	0.97	1.00	0.99	35
accuracy			0.97	192
macro avg	0.97	0.97	0.97	192
weighted avg	0.97	0.97	0.97	192

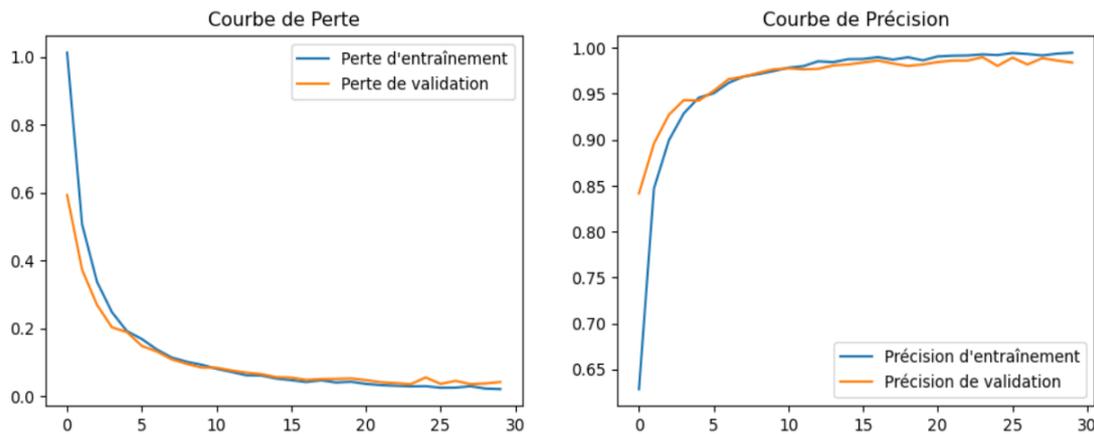


Source : Auteurs

3.3. Résultat avec le Transfer Learning avec VGG16

Le modèle a été entraîné pendant 30 cycles (epochs) avec un batch_size de 64 images et a révélé une précision de 95 % en seulement 10 époques. Le résultat obtenu est illustré dans la Figure suivante :

Figure 12—Evaluation du Modèle Kumadi Transfer



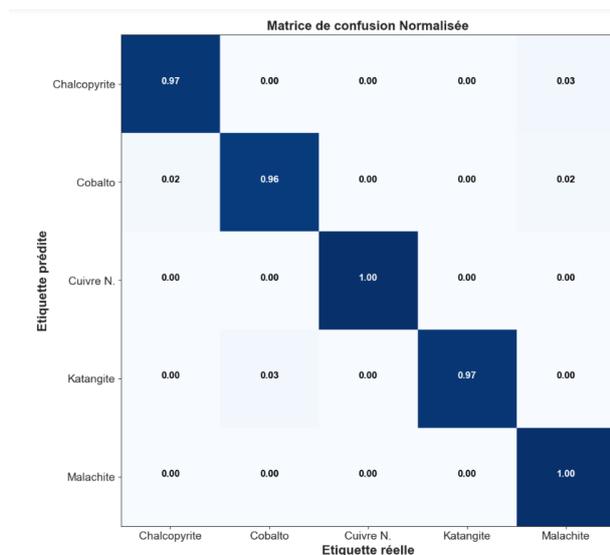
Source : Auteurs

Le score de classement a donné 188 classements corrects, 4 incorrects. La matrice de confusion sont représentés ci-après :

Figure 13—Résultats avec VGG16

Figure 14—Matrice de confusion du modèle VGG-16

	precision	recall	f1-score	support
CHALCOPYRITE	0.97	0.97	0.97	34
COBALTOCALCITE	0.98	0.96	0.97	46
CUIVRENATIF	1.00	1.00	1.00	37
KATANGITE	1.00	0.97	0.99	40
MALACHITE	0.95	1.00	0.97	35
accuracy			0.98	192
macro avg	0.98	0.98	0.98	192
weighted avg	0.98	0.98	0.98	192



Source : Auteurs

Nous donnons une synthèse de performances obtenues de l'expérimentation de nos trois modèles dans le Tableau 2 suivant :

Tableau 2—Tableau comparatifs de performances de modèles

Epoch	10			30		
	Val. Acc	Train acc	loss	Val. Acc	Train acc	Val. loss
Modèle kumadi_MLP	0.72%	0.72%	0.74%	0.75%	0.85%	0.8429
Modèle kumadi_CNN from scratch	0.93.5%	0.98%	0.23%	0.96.8%	0.99%	0.2398
Modèle kumadi_vgg16	0.97%	0.98%	0.3856	0.97.89	0.98	0.055

Source : Auteurs

Discussion

L'évaluation comparative du Perceptron multicouche (MLP), des Réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et de l'approche par transfert learning basée sur VGG-16 a fourni des prouesses cruciales concernant leur aptitude à classer les images minérales du Grand Katanga.

Le modèle « **Kumadi_mlp** » a montré une performance adéquate pour la classification rudimentaire mais a rencontré des difficultés face à la complexité des caractéristiques visuelles, se traduisant par une précision de **75 %**, inférieure aux modèles à couches plus profondes.

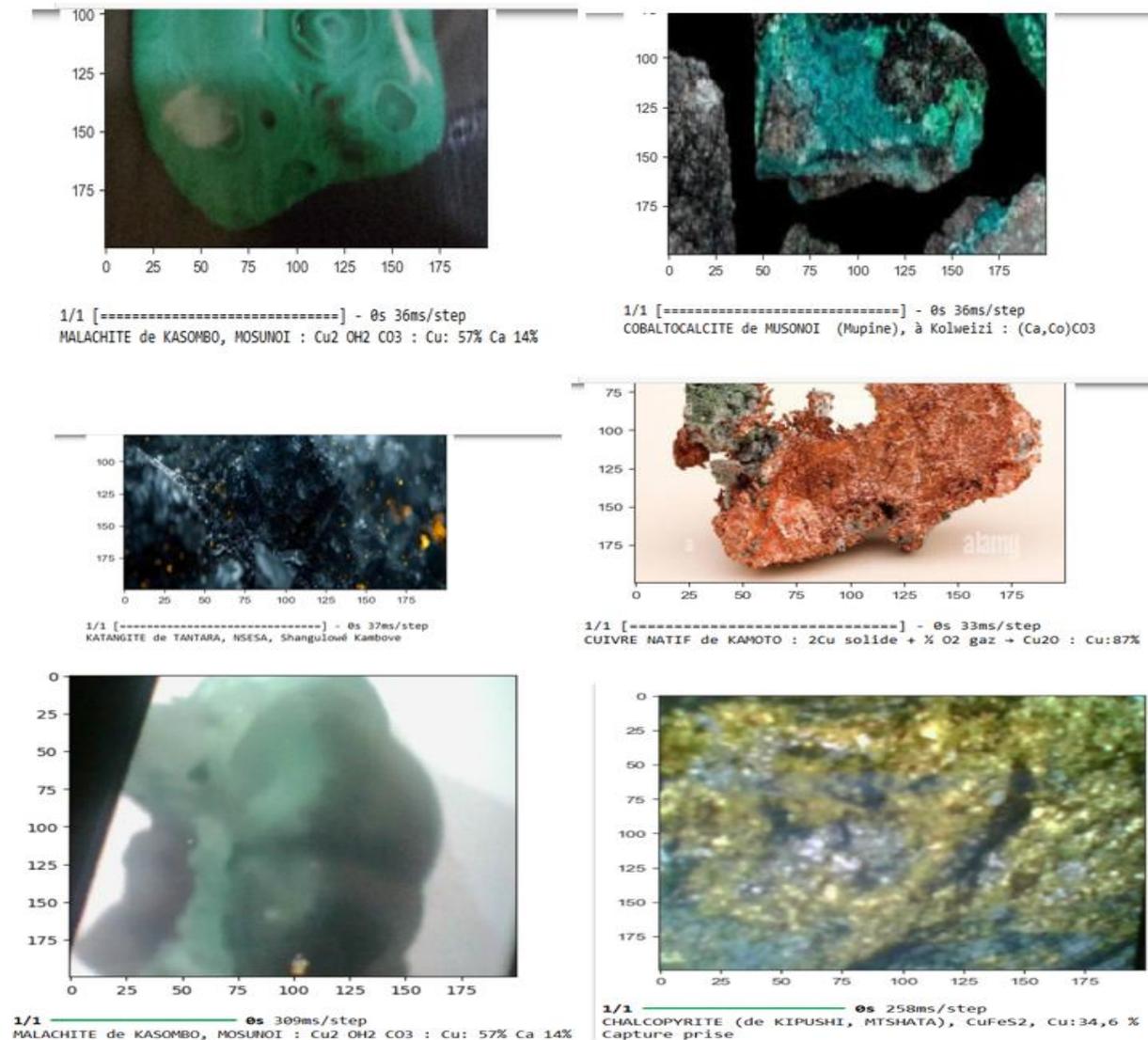
Quant au modèle « **Kumadi_cnn** », il a démontré une capacité robuste à détecter des motifs détaillés dans les images minérales, atteignant une précision de **96 %**. Néanmoins, cette efficacité est conditionnée par un volume conséquent et diversifié de données d'entraînement, ainsi que par une consommation significative de ressources computationnelles et de temps.

L'implémentation du transfert learning avec VGG-16 « **Kumadi_vgg16** » a significativement amélioré les performances, culminant à une précision de **97.8 %**. Cette supériorité est

attribuable à l'architecture intrinsèquement profonde de VGG-16, pré-entraînée sur des ensembles de données massifs, lui permettant d'extraire des *features* visuelles complexes et subtiles avec une grande efficacité. Ces résultats soulignent la pertinence des architectures de réseaux neuronaux avancées, en particulier celles exploitant le transfert learning comme VGG-16, pour les applications nécessitant une classification de haute précision d'images à haute dimension, telles que l'identification minérale en géologie. La sélection optimale d'un modèle pour la classification d'images doit intégrer une analyse multifactorielle, considérant l'architecture du modèle, ses hyperparamètres, les mesures de performance et les propriétés uniques de l'ensemble de données. L'étude comparative des MLP, CNN et VGG-16 met en exergue l'importance d'un compromis entre la précision, la minimisation de la perte, la robustesse et l'efficacité computationnelle. Toutefois, dans des contextes où les ensembles de données sont limités en taille ou les ressources de calcul sont contraintes, les MLP peuvent constituer une solution pragmatique et compétitive en termes de précision. In fine, le processus de sélection du modèle doit impérativement inclure l'évaluation de métriques de performance telles que la précision et le rappel, ainsi que l'application de méthodes de validation croisée, afin de garantir un équilibre adéquat entre complexité du modèle et sa capacité prédictive.

Il convient de mettre en évidence les limitations potentielles des modèles de reconnaissance face à des images minérales acquises en volume et sous des conditions d'éclairage hétérogènes. Cette difficulté découle du décalage entre la nature des données d'entraînement caractérisées par une haute résolution et un prétraitement rigoureux et la variabilité inhérente aux images provenant de contextes opérationnels réels. En outre, la classification de minéraux présentant des similitudes intrinsèques au niveau de leurs champs réceptifs représente une problématique significative. Pour y répondre efficacement, il est impératif de disposer d'un jeu de données enrichi, caractérisé par une variabilité accrue d'images issues de conditions d'exploitation authentiques. Des exemples de sorties du système suite à la capture d'images sont présentés dans les figures suivantes.

Figure 15—Exemples d'images classifiées et identifiées pour les modèles



Source : Auteurs

Conclusion

Dans cet article, nous avons évalué les performances de trois architectures des réseaux de neurones pour la classification des images minérales des roches de l'espace grand Katanga. En premier lieu nous avons construit un modèle à partir du Perceptron Multicouches « kumadi_mlp »; ensuite, un modèle avec une architecture CNN « kumadi_cnn » a été construit à partir de zéro et enfin nous avons utilisé un apprentissage par transfert du modèle VGG-16 afin de comparer les performances sur la classification des images. Les résultats montrent que le modèle basé sur le transfert learning de l'architecture VGG-16 a un gain qui surpasse les modèles MLP et CNN en termes de précision et de robustesse, atteignant une précision de classification de l'ordre de 97.8 % contre 75 % pour le MLP et 96 % pour le

CNN from scratch. Ces résultats soulignent l'importance de l'apprentissage profond dans le traitement d'images complexes et ouvrent de nouvelles perspectives pour l'utilisation de ces techniques dans la surveillance et l'analyse des ressources minérales.

En effet, l'utilisation de modèles perceptrons multicouches, de réseaux neuronaux convolutionnels from scratch ou l'apprentissage par transfert avec VGG-16 a eu un impact considérable sur la classification des minéraux, en particulier dans les régions minières de l'espace grand Katanga. L'utilisation réussie de ces modèles pourrait conduire à davantage de recherches. Cela pourrait encourager l'étude de méthodes combinées qui associent l'apprentissage automatique à la géologie traditionnelle. En fin de compte, les progrès réalisés grâce à ces modèles montrent qu'ils jouent un rôle crucial pour aider à faire des choix intelligents en matière d'exploration minière et de gestion des ressources, ce qui est important à la fois pour le monde universitaire et pour l'industrie. Le domaine de la classification des minéraux est en pleine mutation. Les recherches futures devraient viser à améliorer la précision et la rapidité des modèles de classification. Cela inclut le perceptron multicouche (MLP) et les réseaux neuronaux convolutionnels (CNN), en mettant l'accent sur des conceptions avancées sur l'apprentissage par transfert comme VGG-16.

BIBLIOGRAPHIE

- Abadade, Youssef, Anas Temouden, Hatim Bamoumen, Nabil Benamar, Yousra Chtouki, et Abdelhakim Senhaji Hafid. 2023. « A comprehensive survey on tinyml ». *IEEE Access*. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10177729/> (4 janvier 2025).
- Aligholi, Saeed, Reza Khajavi, et Morteza Razmara. 2015. « Automated mineral identification algorithm using optical properties of crystals ». *Computers & geosciences* 85: 175-83.
- BOUDALI, Abdellah, et Aymen Abdelfetah BENCHAIIB. 2022. « Détection précoce de la maladie d'Alzheimer sur les images IRM ». PhD Thesis. Université Ibn Khaldoun-Tiaret-. <http://dspace.univ-tiaret.dz/handle/123456789/5738> (22 mai 2025).
- Bousson, Valérie, Nicolas Benoist, Pierre Guetat, Grégoire Attané, Cécile Salvat, et Laetitia Perronne. 2023. « L'intelligence artificielle appliquée à l'interprétation de l'imagerie ostéoarticulaire: quel est le bilan? Quelles sont les perspectives? » *Revue du Rhumatisme* 90(5): 575-84.
- Carpenter, Chris. 2020. « Multilevel Strategies Improve History Matching of Complex Reservoir Models ». *Journal of Petroleum Technology* 72(04): 71-73.
- Chae, Jiyeong, Sanghoon Lee, Junhyung Jang, Seohyung Hong, et Kyung-Joon Park. 2023. « A survey and perspective on Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS): from ICPS to AI-augmented ICPS ». *IEEE Transactions on Industrial Cyber-Physical Systems*. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10285426/> (4 janvier 2025).
- Chenna, Dwith. 2023. « Evolution of Convolutional Neural Network (CNN): Compute vs Memory bandwidth for Edge AI ». <http://arxiv.org/abs/2311.12816> (22 août 2024).
- EL BADAOUI, Hicham, Abdelaziz ABDALLAOUI, et Samira CHABAA. 2014. « Perceptron Multicouches et réseau à Fonction de Base Radiale pour la prédiction du taux d'humidité [Multilayer Perceptron and Radial Basis Function network to predict the moisture] ». https://www.researchgate.net/profile/El-Badaoui-Hicham/publication/303785709_Corresponding_Author_Hicham_EL_BADAOUI_55_Perceptron_Multicouches_et_reseau_a_Fonction_de_Base_Radiale_pour_la_prediction_du_taux_d'humidite_Multilayer_Perceptron_and_Radial_Basis_Function_network_to_/links/5751f1ae08ae17e65ec36df2/Corresponding-Author-Hicham-EL-BADAOUI-55-Perceptron-Multicouches-et-reseau-a-Fonction-de-Base-Radiale-pour-la-prediction-du-taux-d'humidite-Multilayer-Perceptron-and-Radial-Basis-Function-network-to.pdf (3 janvier 2025).
- FADEL, Ouissal. 2023. « Combinaison de classifieurs pour la reconnaissance des anomalies mammaires ». <https://dspace.univ-guelma.dz/xmlui/handle/123456789/14978> (22 mai 2025).

- Gayap, Hadrien T., et Moulay A. Akhloufi. 2024. « Deep machine learning for medical diagnosis, application to lung cancer detection: a review ». *BioMedInformatics* 4(1): 236-84.
- Golik, Pavel, Zoltán Tüske, Ralf Schlüter, et Hermann Ney. 2015. « Convolutional neural networks for acoustic modeling of raw time signal in LVCSR ». In *Sixteenth annual conference of the international speech communication association*, <https://www-i6.informatik.rwth-aachen.de/publications/download/974/GolikPavelT%7Bu%7DskeZolt%7Ba%7DnSchl%7Bu%7DterRalfNeyHermann--ConvolutionalNeuralNetworksforAcousticModelingofRawTimeSignalin%7BLVCSR%7D--2015.pdf> (3 janvier 2025).
- He, Rui, Xiao-Yang Niu, Yi Wang, Hong-Wei Liang, Hong-Bang Liu, Ye Tian, Hong-Lin Zhang, et al. 2023. « Advances in nuclear detection and readout techniques ». *Nuclear Science and Techniques* 34(12): 205.
- Jayasinghe, Sadeeka L., Dean T. Thomas, Jonathan P. Anderson, Chao Chen, et Ben CT Macdonald. 2023. « Global Application of Regenerative Agriculture: A Review of Definitions and Assessment Approaches ». *Sustainability* 15(22): 15941.
- Kilkenny, Monique F, et Kerin M Robinson. 2018. « Data Quality: “Garbage in – Garbage Out” ». *Health Information Management Journal* 47(3): 103-5. doi:10.1177/1833358318774357.
- LeCun, Yann, Léon Bottou, Yoshua Bengio, et Patrick Haffner. 1998. « Gradient-based learning applied to document recognition ». *Proceedings of the IEEE* 86(11): 2278-2324.
- Manenti, Céline, Thomas Pellegrini, et Julien Pinquier. 2016. « Influence de la quantité de données sur une tâche de segmentation de phones fondée sur les réseaux de neurones ». In *Journées d'Etudes sur la Parole (JEP 2016)*, , pp-392. <https://hal.science/hal-01530230/> (3 janvier 2025).
- NACER, Foued. 2019. « Reconnaissance d'expression faciale à partir d'un visage réel ». <https://dspace.univ-guelma.dz/jspui/handle/123456789/4326> (22 mai 2025).
- Ndewe, André Armand, Emmanuel Wonomu Ejuande, et Zephania Nji Fogwe. 2024. « L'Intelligence artificielle: une opportunité pour le développement de l'artisanat minier Camerounais ». *Communication, technologies et développement* (15). <https://journals.openedition.org/ctd/11675> (21 mai 2025).
- NOUKAS, OUM-HANI. 2023. « Etude Comparative des CNNs et de L'algorithme K-NN en mammographie ». PhD Thesis. Université Ibn Khaldoun. <http://dspace.univ-tiaret.dz/handle/123456789/13483> (25 mai 2024).

NYAMI, Ruphin, et Philippe NKAYA. 2023. « Ingénierie d'un système de recommandations de moyens de transport urbain en République Démocratique du Congo ». *Revue Francophone* 1(2). <http://revuefrancophone.fr/index.php/home/article/view/10> (22 mai 2025).

Orouji, Afsaneh, Forough Ghasemi, et Mohammad Reza Hormozi-Nezhad. 2023. « Machine Learning-Assisted Colorimetric Assay Based on Au@Ag Nanorods for Chromium Speciation ». *Analytical Chemistry* 95(26): 10110-18. doi:10.1021/acs.analchem.3c01904.