

Prédiction de la consommation totale d'acide par tonne de cuivre produit en extraction minière à l'aide d'un modèle de réseau de neurones multicouches

Prediction of total acid consumption per ton of copper produced in mining using a multi-layer neural network model

Blaise FYAMA

Enseignant chercheur

Polytechnique, Université de Lubumbashi, République Démocratique du Congo

Daniel AKI

Enseignant chercheur,

Ecole Supérieur des Ingénieurs Industriels

Université de Lubumbashi, République Démocratique du Congo

Freddy ILUNGA KADIATA

Enseignant chercheur,

Département de Sciences Informatiques /Université Protestante de Lubumbashi

République Démocratique du Congo

Ruphin NYAMI

Doctorant

Ecole Supérieur des Ingénieurs Industriels

Université de Lubumbashi, République Démocratique du Congo

Date de soumission : 03/05/2025

Date d'acceptation : 18/06/2025

Pour citer cet article :

FYAMA. B & AI (2025) «Prédiction de la consommation totale d'acide par tonne de cuivre produit en extraction minière à l'aide d'un modèle de réseau de neurones multicouches», Revue Internationale du chercheur, « Volume 6 : Numéro 2 » pp : 1439- 1455

Digital Object Identifier <https://doi.org/10.5281/zenodo.15770128>

Résumé

L'objectif de cette étude est de révolutionner l'extraction du cuivre cathodique à partir de minerais comme l'azurite, la cuprite et la malachite, grâce à un modèle prédictif innovant basé sur un réseau de neurones multicouches (RNM). Ce modèle vise à déterminer avec précision la quantité d'acide nécessaire pour produire une tonne de cuivre, en intégrant des variables critiques telles que le rendement du processus, la consommation d'acide spécifique au minerai et sa teneur en cuivre. L'impact attendu est majeur : optimiser l'efficacité industrielle, réduire drastiquement les coûts et améliorer la qualité du cuivre extrait. Notre approche repose sur un perceptron multicouche, riche de 2373 paramètres d'apprentissage, et exploitant les fonctions d'activation ReLU et tanh. L'évaluation rigoureuse via le MAE et le MSE a confirmé une acquisition de connaissances remarquable par le modèle. Les résultats des prédictions en phase de test sont éloquentes : les valeurs générées sont extrêmement proches des valeurs réelles, offrant une capacité d'anticipation des écarts sans précédent. Cette recherche n'est pas seulement une avancée technique ; elle est une démonstration concrète de la puissance de l'intelligence artificielle pour transformer l'industrie minière. Elle ouvre la voie à une augmentation significative de la productivité et de la qualité, tout en assurant une maîtrise des coûts.

Mots-clés : intelligence artificielle, Machine Learning, réseau de neurones multicouches, cuivre cathodique, extraction minière.

Abstract

The aim of this study is to revolutionize the extraction of cathode copper from ores such as azurite, cuprite and malachite, using an innovative predictive model based on a multi-layer neural network (MLN). This model aims to accurately determine the amount of acid required to produce one tonne of copper, by integrating critical variables such as process yield, ore-specific acid consumption and copper content. The expected impact is major: optimizing industrial efficiency, drastically reducing costs and improving the quality of extracted copper. Our approach is based on a multi-layer perceptron with 2,373 learning parameters, using ReLU and tanh activation functions. Rigorous evaluation via MAE and MSE confirmed the model's outstanding knowledge acquisition. The results of predictions in the test phase speak for themselves: the values generated are extremely close to actual values, offering unprecedented deviation anticipation capability. This research is not just a technical breakthrough; it is a concrete demonstration of the power of artificial intelligence to transform the mining industry. It paves the way for a significant increase in productivity and quality, while keeping costs under control.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, multi-layer neural network, cathode copper, mining.

Introduction

L'industrie minière du cuivre et du cobalt constitue un pilier économique fondamental de l'économie de la RDC en générale et du haut-Katanga en particulier. L'extraction de ce minerai repose en particulier sur la lixiviation sulfurique, qui du reste est intrinsèquement lié à une consommation excessive d'acide. Toutefois, cette dépendance croissante aux intrants d'acide ne pas sans conséquence sur le plan économique et environnementale (Blaszkievicz, 2023) (Kalala et al., 2015). Il sied de noter que le cout d'acquisition et de transport de ces intrants représente une charge significative d'exploitation, impactant directement la rentabilité des entreprises miniers. Par ailleurs, la manipulation, le stockage et l'utilisation à grande échelle des acides constitue un risque de pollution de l'environnement (Kalala et al., 2015) (Youssoufou, 2025). De surcroit la gestion des résidus issus des processus de lixiviation constitue un défi majeur en termes de traitement et de neutralisation avant leur rejet, enfin de minimiser leur impact sur la santé humaine. Face a ses enjeux, il devient impératif de trouver un moyen optimal de rationaliser la consommation d'acide, afin d'augmenter le gain économique. C'est à juste titre que cette étude aborde le problème d'optimisation de la consommation d'acide lors de la lixiviation du cuivre. Généralement ce processus complexe, dépend de l'interaction dynamique des nombreux facteurs physiques et minéralogues difficile à maîtriser par un être humain. Le processus de lixiviation engendre deux problèmes diamétralement opposés : une consommation excessive d'acide entraîne des couts opérationnels élevés d'une part, une consommation insuffisante réduit l'efficacité de la récupération du cuivre d'autre part. Dès lors, une question de recherche essentielle se pose : *Comment optimiser le processus de lixiviation du cuivre tout en garantissant l'équilibre entre le rendement et le cout opérationnel dans l'extraction minière ?* Aujourd'hui avec les avancées technologiques dont l'intelligence artificielle, le secteur d'extraction minière est plus que concerné et appelé à se transformer en utilisant des approches axés sur l'intelligence artificielle pour une révolution de ses méthodes et (Crawford, 2022). Kummammetu (2019) met en lumière le rôle des réseaux de neurones, au cœur de cette étude, comme une réponse prometteuse aux défis actuels. Ces systèmes représentent un atout considérable pour l'optimisation des processus de production et la garantie de la qualité des produits finis. Leur force réside dans leur facilité d'apprentissage à partir de données réelles, même non linéaires, et leur capacité à s'adapter à des processus complexes dans de multiples secteurs (Kummammetu & Li, 2019). L'objectif de la recherche présentée dans cet article est la

conception d'un modèle d'apprentissage supervisé, basé sur un réseau de neurones multicouches (RNM), destiné à prédire le comportement du cuivre cathodique dans le cadre de l'hydrométallurgie. En prenant en compte les paramètres clés de ce processus, ce modèle vise à optimiser plusieurs aspects clés des opérations minières et industrielles. La conception, l'entraînement et les tests du réseau neuronal ont été réalisés à partir de données réelles collectées en entreprise. Des travaux antérieurs pointent la nécessité d'innovations pour anticiper et optimiser l'usage des acides, notamment via des réseaux de neurones multicouches (Jégourel, 2023) (Ilunga Ngoy, 2022). La complexité des interactions entre les divers paramètres influençant ce processus (concentration d'acide, température, temps de contact, agitation) nécessite une approche analytique robuste afin de mieux comprendre et anticiper les résultats (Ben Ameer, 2019). L'objectif central de cette étude est d'utiliser des modèles d'apprentissage automatique notamment les réseaux de neurones Multicouches pour déterminer prédire la consommation d'acide dans le processus de lixiviation. Il s'agit d'atteindre une récupération maximale des métaux de qualité tout en garantissant la rentabilité économique (Ben Ameer, 2019). En intégrant des techniques avancées d'analyse de données, comme les réseaux de neurones artificiels, cette recherche vise non seulement à améliorer la récupération des ressources, mais aussi à établir une méthodologie robuste pour l'analyse de systèmes complexes dans le secteur minier (Boulanger, 2021) (Zhao et al., 2025). La portée de cette étude dépasse les résultats industriels ; elle constitue une avancée académique dans l'application du Machine Learning à la résolution de problèmes complexes en milieu minier. Ce modèle doit non seulement prédire avec précision la consommation, mais aussi suggérer des pistes pour la minimiser tout en assurant une extraction efficace (Zhao et al., 2025). Afin de prédire la consommation d'acide dans les procédés de lixiviation, cette étude emploie l'apprentissage supervisé par le biais des réseaux de neurones artificiels (RNA). Les données utilisées proviennent de laboratoires et de processus industriels, englobant la teneur en cuivre du minerai, le rendement de lixiviation, et la consommation d'acide sulfurique pour chaque type de minerai. Un modèle prédictif basé sur une architecture de réseau de neurones multicouches (MLP) a été développé. L'optimisation des hyperparamètres d'apprentissage a visé à minimiser les erreurs de prédiction, suivie d'une évaluation de la performance du modèle sur un jeu de données de test. Pour répondre à la problématique précédemment soulevée, la recherche est organisée en trois parties distinctes :

- Une revue de la littérature est présentée, synthétisant les recherches antérieures et récentes afin d'établir les spécificités et la valeur ajoutée de la présente étude.
- La méthodologie de recherche, centrée sur la prédiction de la consommation d'acide dans le processus de lixiviation, décrit la démarche complète, de l'acquisition des données à la production des résultats.
- La section résultats et discussions expose les résultats expérimentaux obtenus et analyse les limites d'application du modèle élaboré.

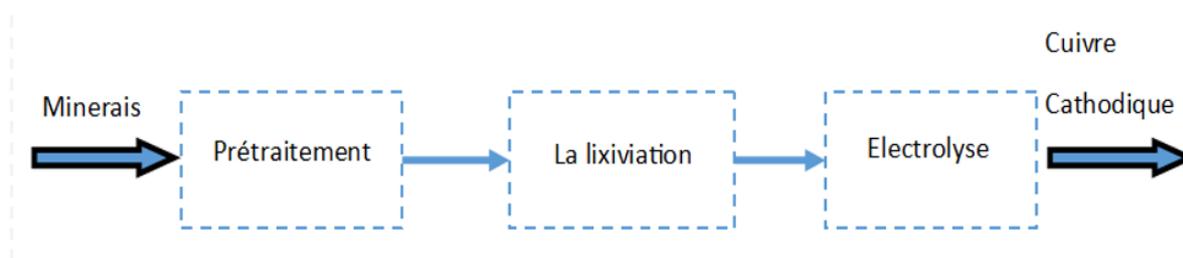
1. Revue de littérature

Dans un monde où les mines se heurtent de plus en plus à des défis écologiques, économiques et socio-économiques, il devient crucial d'explorer des solutions innovantes. Le Haut-Katanga, région abondante en minéraux, notamment le cuivre, se prête idéalement à l'application des nouvelles technologies dans les secteurs industriels. L'importance du cuivre dans les technologies modernes met en exergue la nécessité de méthodes d'extraction et de traitement plus efficaces. Des travaux ont souligné les techniques classiques de lixiviation ainsi que leurs incidences sur l'environnement et l'efficacité économique (Baloyi et al., 2022). Toutefois, ces méthodes sont souvent limitées par des rendements loin d'être optimaux et une empreinte écologique significative (Koteleva et al., 2021). Des études récentes ont révélé que les algorithmes de ML peuvent analyser des ensembles de données complexes pour optimiser les paramètres de lixiviation, augmentant ainsi le taux de récupération du cuivre tout en diminuant les impacts environnementaux (NYAMI et al., 2024). On peut citer, par exemple, l'utilisation d'algorithmes prédictifs pour anticiper le comportement des composants chimiques lors de la lixiviation, ce qui permet une meilleure gestion des ressources (Hadiki, 2024) (Amri, 2024). Les divers algorithmes d'apprentissage automatique, tels que les réseaux de neurones multicouches (MLP) et XGBoost s'avère efficace pour modéliser la teneur en cuivre d'un gisement péruvien et permettent d'obtenir une forte corrélation entre les prédictions et les données réelles, surpassant les méthodes classiques de krigeage. Les recherches de Chamseddine confirment que l'IA peut automatiser l'ajustement des paramètres de broyage et de flottation dans le traitement du minerai de cuivre (CHAMSEDDINE & EDDINE, 2024). Grâce à l'intégration d'algorithmes prédictifs via des plateformes low-code, cela a permis d'améliorer la granulométrie de sortie et de réduire les pertes métalliques en usine (Sigcha et al., 2023). Par ailleurs, une étude comparative menée par Rodríguez et al. (2021) a révélé que le modèle Random Forest surpassait les modèles SVM et ANN pour prédire les taux de

récupération du cuivre par lixiviation, atteignant un coefficient de détermination (R^2) supérieur à 0,98 (Kanoun, 2023). Les résultats de Tutak et al. (2024) démontrent que l'intelligence artificielle (IA), et plus précisément un Modèle Multi-Layer Perceptron (MLP 5-26-1), offre des performances supérieures pour prévoir les concentrations de méthane dans les mines souterraines, en utilisant les données de surveillance des gaz (Tutak et al., 2024). Ces études démontrent que les réseaux neuronaux artificiels (RNA) sont des outils très performants et prometteurs pour la prévision dans l'extraction du cuivre et d'autres secteurs industriels. Leur grand potentiel réside dans leur capacité à apprendre à partir de données réelles. Toutefois, la littérature manque de consensus concernant les meilleures pratiques d'application des algorithmes de ML dans des contextes spécifiques, tels que la prédiction de la consommation d'acide dans la lixiviation du cuivre. Des modèles comme les réseaux de neurones multicouches (MLP) et XGBoost ont démontré une corrélation élevée avec les données réelles et surpassent les techniques classiques.

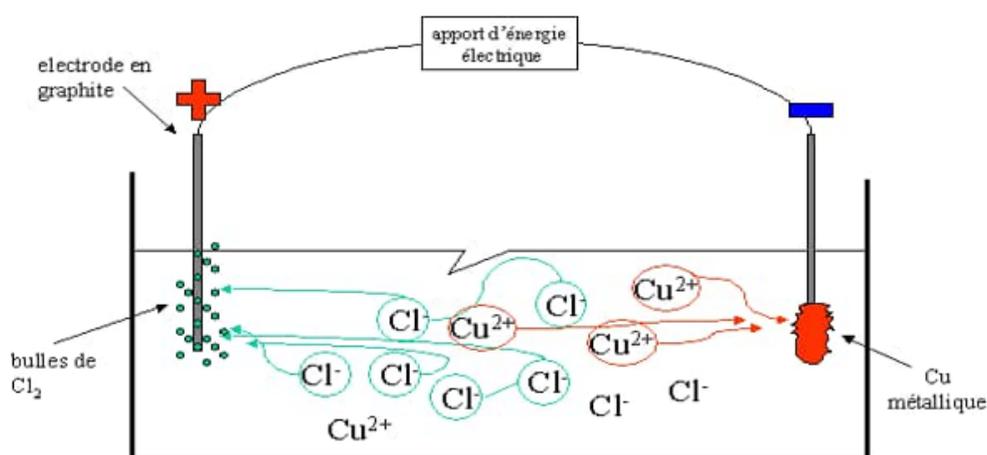
1.1. Problématique d'hydrométallurgie

L'hydrométallurgie est une technique d'extraction des métaux qui comporte plusieurs étapes entre autres le prétraitement, la lixiviation (qui est un procédé consistant à mettre en solution sous forme ionique les métaux recherchés pour qu'ils soient purs), l'électrolyse, etc. En hydrométallurgie nous retrouvons la plaque anodique qui représentent souvent la borne positive (cela peut être inter changé) qui complètent la processus d'électrolyse et occasionnent la déposition des ions métalliques à la cathode qui est la borne négative, et le métal de cuivre déposé est celui qu'on appelle cuivre cathodique qui vas nous intéresser dans ce travail (Burger, 2008). Ce processus possède des réactions dont la plupart se passe à température ambiante, ce qui en fait une solution moins énergivore et donc moins couteuse, il est apparu pour répondre au besoin de cuivre de haute pureté(Burger, 2008),dont les étapes sont reprises sur la figure 1.

Figure 1 : Processus d'obtention du cuivre cathodique

Source : Auteurs

Comme l'indique la Figure 1, le minerai extrait des mines et carrières subit un processus en trois étapes. Le prétraitement prépare le minerai pour une lixiviation efficace (Wills & Finch, 2016). Suit la lixiviation, une technique de mise en solution du minerai sous forme ionique, visant à optimiser l'utilisation des réactifs et à réduire les impuretés. Finalement, l'électrolyse est appliquée pour obtenir un métal pur, notamment en hydrométallurgie pour une purification optimale du cuivre extrait sous forme ionique. La figure 2 montre qu'après la mise en solution par les méthodes précédentes, la solution obtenue sera placée dans un bac d'électrolyse qu'on va par la suite y placer deux plaques métalliques dont l'anode et la cathode et nous aurons les particules du cuivre sous forme ioniques (Cu^{2+}) qui vont aller se déposer, suite au passage du courant électrique, sur la plaque cathodique produisant ainsi du cuivre cathodique.

Figure 2 : Processus d'électrolyse

Source :(Miseur, s. d.)

1.2. Lacunes en matière de recherche

En résumé, aucune des études précédemment examinées n'a abordé l'utilisation des **réseaux de neurones multicouches (MLP)** pour prédire le comportement d'extraction du **cuivre cathodique** en exploitation minière. Les travaux existants se sont principalement concentrés sur la modélisation de la

teneur en cuivre, l'ajustement des paramètres de broyage et de flottation, la récupération du cuivre par lixiviation, ou encore la surveillance minière et la prédiction de contraintes. Étant donné les résultats positifs obtenus par ces approches dans des domaines connexes, l'application des MLP à la prédiction du comportement du cuivre cathodique issu des minerais (azurite, cuprite, malachite) des carrières et mines de l'Entreprise Congo Dongfang International Mining serait d'une grande utilité. Grâce à des données systématiquement traitées et nettoyées, un modèle MLP pourrait fournir des prédictions rapides et précises.

2. Matériel et méthodes

Les données d'expérimentation proviennent d'un laboratoire. Ensuite, il conviendra de définir un protocole expérimental comprenant la collecte de données pertinentes (variables d'entrée telles que la concentration initiale, la température, le pH, la durée de lixiviation, etc.), suivie par la préparation et le prétraitement de ces données pour assurer leur qualité et leur représentativité. Une étape clé consiste à concevoir et à entraîner un modèle de perceptron multicouche adapté, en expérimentant avec différentes architectures (nombre de couches, neurones par couche, fonctions d'activation) pour optimiser la précision prédictive. La validation du modèle doit inclure des techniques telles que la validation croisée, l'évaluation des erreurs (MAE, RMSE, MAPE) et la comparaison avec d'autres modèles classiques ou plus simples (régression, SVM). Enfin, une analyse approfondie des résultats, notamment en termes d'interprétabilité et de robustesse, permettra de confirmer la pertinence du MLP pour cette application spécifique.

2.1. Conception du réseau de neurones multicouches

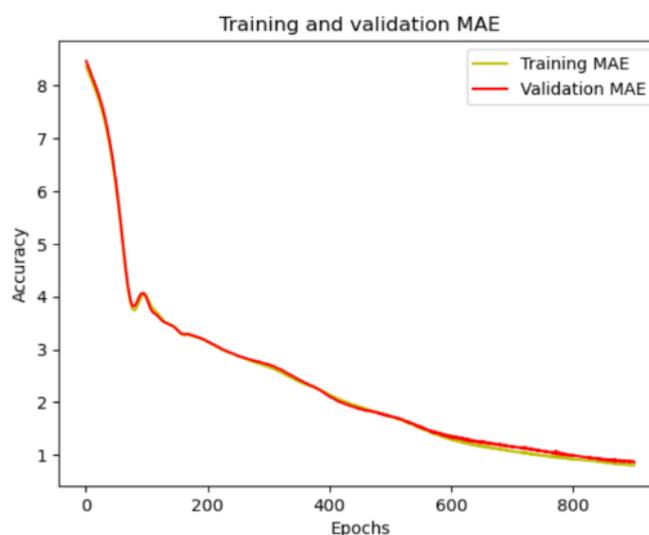
Le réseau de neurones multicouches que nous avons conçu dans cette étude a été réalisé par la version 3.5 de keras, en mettant en lumière les étapes et les choix technologiques nécessaires pour construire une architecture optimale. Nous avons commencé par la création du réseau de neurones, notamment le réseau multicouche feedforward (MLP). Nous avons utilisé également la fonction d'activation relu adaptée à nos types de données non linéaires, puis nous sommes passés au choix de nombres de couches et de neurones pour chacune d'elles par la méthode d'essais-erreurs et avons retenu le modèle avec 3 entrées, trois couches cachées de 32 neurones chacun et une couche de sortie (MLP 3-32-32-32-1) avec 2273 paramètres pour l'apprentissage pour toutes les couches. Le seuil de validation était de 900 époques et avons utilisé le MAE et le MSE (Hodson, 2022), (*Loss Functions in Deep Learning*, 2024) pour vérifier la performance

de notre modèle et mesurant l'ampleur d'erreur. Concernant la répartition des données, un ratio de 70% a été attribué à l'apprentissage et 30% au test. Les données utilisées vont de l'année 2022 à 2024 des laboratoires d'électrolyse et du département d'hydrométallurgie de l'Entreprise Congo Dongfeng international Mining (CDM) dans la cité de Kawama en République Démocratique du Congo, nous avons en entrée la teneur, la consommation d'acide par le minerai (la Gange) le rendement et en sortie la consommation d'acide totale par tonne de cuivre produit.

2.2. Résultat et discussion

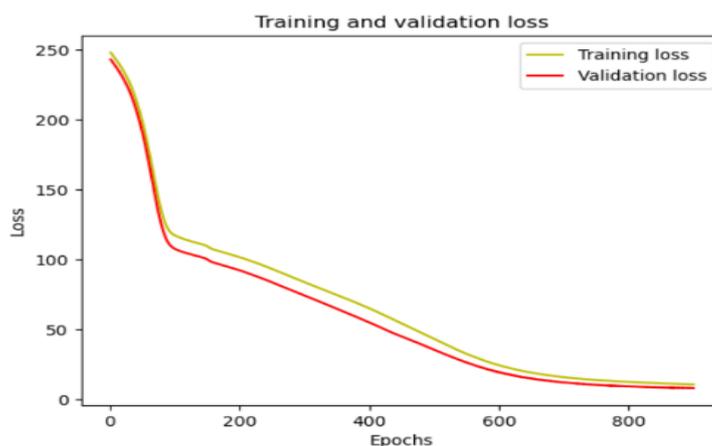
Les résultats obtenus ont été soumis à une évaluation de la perte basée sur la mesure de la moyenne des erreurs au carré (MSE) et la mesure de la moyenne de la valeur absolue (MAE) afin de déterminer les écarts entre les prévisions de la consommation d'acide et les valeurs réelles. Comme illustré dans la Figure 2, la MAE a donné une valeur de 0,3648 en termes d'écarts entre les prévisions du modèle et la consommation réelle d'acide. Pour la MSE, la valeur obtenue est de 1,45927.

Figure 3 : Courbe d'apprentissage avec la métrique MSE (loss)



Source : Auteurs

Figure 4 : courbe d'apprentissage avec la métrique MAE



Source : Auteurs

2.3. Résultats

Nous avons tout d’abord créé un système de demande d’entrée des nouvelles données manuellement où l’on nous demande d’entrer d’abord la teneur et puis le rendement sous format natif (pas sous format pourcentage) et enfin la consommation d’acide par le minerai. Après il y a une étape de mise en forme qui consiste à placer nos données dans un format adapté au modèle de prédiction. Avec les données de test nous avons pu réaliser les premières prédictions comme montré dans le tableau 1 où nous avons 5 tests suivi de la colonne donnant les valeurs prédites de chacun d’eux, puis les valeurs réelles mesurées compris dans notre data set et par la fin la quantification de l’erreur. Cela nous a permis de confirmer que notre modèle était fonctionnel avant de passer aux prédictions souhaitées.

Tableau 1 : Résultats des tests

Test N°	Valeurs prédites	Valeurs réelles mesurées	Erreurs
1	27.548656	27.59	0.041344
2	7.126824	7.45	0.323176
3	12.302129	11.72	- 0.582129
4	7.1430125	7.99	- 0.8469875
5	1.7341151	1.90	- 0.1658849

Source : Auteurs

Les résultats des prédictions sont résumés dans le tableau 2 qui montre qu’avec des valeurs faibles (allant de 1 à 30) l’erreur entre la valeur prédite et celle réelle est de 0,0484 Tonne pour le niveau 1 et 0,71516 pour le niveau 2 ce qui est bon en termes de précision en matière de prédiction. Avec des valeurs moyennes (de 30 à 90), la différence est de 3,665817 pour le niveau

1 et 3,854 pour le niveau 2, pour des telles valeurs le modèle s'en sort bien car l'erreur n'est pas trop grande et aussi l'augmentation de la valeur à prédire n'a pas été proportionnelle à l'augmentation de l'erreur. Pour les grandes valeurs (à plus de 90 tonnes) Nous avons une erreur de 18,64 tonnes, ce qui nous fait comprendre qu'à ces valeurs l'erreur n'est pas négligeable mais pas très importante aussi car il convient de noter que c'est parmi les dernières valeurs recensées dans notre jeu de données. Après ces prédictions à cinq niveaux d'intervalles nous avons conclu que le modèle a une performance acceptable en générale , et plus précisément pour des valeurs allant jusqu'à plus de 80 , mais pour des valeurs au-delà, l'erreur commence à être importante chose qui peut être due à un certain manque d'équilibre pour les données et une forte présence des neurones dans les couches (*Améliorer les performances d'un modèle prédictif: perspectives et réalité - Editions RNTI, s. d.*).

Tableau 2 : Résultats des prédictions

	Valeurs tests	Prédiction			Valeur réelle	Erreur
		Teneur	Rendement	Consommation par le minerai		
Valeurs faibles	Niveau 1	8,4 %	94,4 %	116,1	1,381550	1,43 -0,048
	Niveau 2	1,5 %	76,1 %	163,8	14,78516	14,07 0,7151
Valeurs moyennes	Niveau 1	0,2 %	0,4 %	5,7	55,735817	52,07 3,6658
	Niveau 2	0,2 %	0,6 %	9,5	84,324005	80,47 3,8540
Valeurs grandes		0,2 %	1,2 %	3,6	164,80122	183,45 -18,64

Source : Auteurs

Discussion

Nous avons développé un modèle de Perceptron Multicouche (MLP) pour prédire la consommation d'acides dans le processus de lixiviation du cuivre. L'évaluation de ce modèle a révélé les métriques suivantes : une Erreur Absolue Moyenne (MAE) de 0,3648 et une Erreur Quadratique Moyenne (MSE) de 1.459. La MAE représente l'erreur moyenne absolue entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles. Une MAE de 0.3648 signifie qu'en moyenne, les prédictions de notre modèle s'écartent des valeurs observées d'environ 0.3648 unité de

consommation de cuivre. C'est une métrique intuitive qui reflète la magnitude typique des erreurs. Une valeur faible comme celle-ci indique que le modèle est relativement précis dans ses prédictions. Contrairement à la MAE, la MSE pénalise davantage les erreurs importantes. Une MSE de 1.459 suggère que les erreurs, une fois élevées au carré, ont une moyenne de 1.459. La racine carrée de la MSE (RMSE) serait d'environ $1.459 \approx 1.206$. Cela signifie que l'écart type des erreurs est d'environ 1.206 unités. Toutefois, en comparant la MAE et la MSE, nous constatons que la MSE est significativement plus élevée que la MAE au carré, ceci se justifie par la présence de quelques erreurs de prédiction plus importantes. Dans notre cas, $0.3648^2 = 0.13307$, ce qui est bien inférieur à 1.459. Cette différence suggère que bien que la plupart des erreurs soient faibles (comme l'indique la MAE), il existe probablement un certain nombre de prédictions où l'erreur est plus substantielle, tirant ainsi la MSE vers le haut. Considérant le contexte de prédiction de la consommation d'acides dans la lixiviation, d'une MAE de 0.3648 est encourageante, car elle indique une bonne précision moyenne. Le modèle semble être capable de capturer les tendances générales de la consommation. Cependant, la MSE plus élevée attire l'attention sur la nécessité d'examiner les cas où le modèle fait des erreurs plus prononcées. Pour aller plus loin, il serait intéressant d'analyser la distribution des erreurs afin de comprendre si les erreurs importantes sont concentrées sur certains types de données ou dans des scénarios spécifiques. Des pistes d'amélioration pourraient inclure l'optimisation des hyperparamètres du MLP notamment l'ajustage de nombre de couches, de nombre de neurones par couche, le choix de la fonction d'activation, le taux d'apprentissage afin pour réduire les erreurs. Il souhaitable que le Feature Engineering soit mis en avant pour la transformation de nouvelles caractéristiques qui pourraient apporter plus d'informations au modèle. En outre, l'amélioration des performances de ce modèle pourrait également faire mention de l'analyse de valeurs aberrantes, de la combinaison de plusieurs modèles MLP ou d'autres types de modèles de régression pour potentiellement améliorer la robustesse et la précision des prédictions.

Conclusion

Cet article a mis en évidence le potentiel des modèles de réseaux de neurones multicouches (RNM) dans la prédiction de la consommation d'acides dans le processus de lixiviation du cuivre cathodique, répondant ainsi à un besoin crucial de l'industrie minière en termes d'optimisation et de contrôle des processus de production. Grâce à l'apprentissage supervisé et à une approche rigoureuse de collecte, de prétraitement et d'analyse des données, nous avons



pu concevoir un modèle capable de prédire avec précision les variations du rendement du cuivre en fonction de différents paramètres, comme le pH, la température. Cette étude démontre comment l'intégration de l'intelligence artificielle et des réseaux de neurones dans les processus industriels peut transformer les méthodes traditionnelles, en apportant flexibilité, précision et efficacité aux opérations. L'application de cette technologie offre des perspectives significatives pour améliorer la qualité du cuivre cathodique obtenue à l'issue d'un processus de lixiviation guidée par l'Intelligence, réduire les coûts énergétiques et optimiser la consommation de réactifs, contribuant à la durabilité de l'exploitation minière. En conclusion, le modèle MLP développé montre une performance prometteuse pour la prédiction de la consommation d'acides dans la lixiviation de cuivre avec une MAE de 0.3648, indiquant une bonne précision moyenne. Néanmoins, la MSE de 1.459 suggère qu'il y a encore une marge d'amélioration, notamment en s'attaquant aux erreurs les plus importantes. Cela ouvre la voie à de nouvelles recherches qui pourront se pencher sur comment réduire davantage la MSE, comment évaluer la qualité du cuivre obtenu aux moyens des outils intelligents et comment prédire la pollution de l'environnement par les réactifs de la lixiviation.

Références

- Améliorer les performances d'un modèle prédictif: Perspectives et réalité—Editions RNTI.*
(s. d.). Consulté 28 octobre 2024, à l'adresse <https://editions-rnti.fr/?inprocid=1001487>
- Amri, M. (2024). *Prédiction des propriétés mécaniques des remblais miniers en pâte cimentés par des approches de l'intelligence artificielle (IA)* [Masters, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue]. <https://depositum.uqat.ca/id/eprint/1574/>
- Baloyi, N. P., Nseke, J. M., & Makhatha, M. E. (2022). Application of Response Surface Methodology (RSM) for Simultaneous Optimization of Kinetic Parameters Affecting Gold Leaching in Thiosulfate Based Media : A Statistical Approach. *Journal of Chemistry*, 2022, 1-11. <https://doi.org/10.1155/2022/8348167>
- Ben Ameer, N. (2019). *L'hydrométallurgie pour la récupération des métaux précieux des circuits imprimés : Choix de la meilleure alternative de lixiviation à l'aide de l'AHP* [PhD Thesis, Université du Québec à Trois-Rivières]. <https://depote.uqtr.ca/id/eprint/9218/1/032342524.pdf>
- Blaszkiwicz, H. (2023). *Toujours plus vite? Logistique et capitalisme dans l'Afrique minière: Zambie/RD Congo.* Iggybook.
https://books.google.com/books?hl=fr&lr=&id=iAi4EAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT3&dq=importations+d%E2%80%99acide+sulfurique+en+RDC+et+cons%C3%A9quence+%C3%A9conomique&ots=fKLnI9Q0gx&sig=o6ziq2Iuv_9-NOvVTyu8i053Qco
- Boulanger, J.-F. (2021). *Extraction des éléments de terres rares (ETR) par flottation-traitement caustique-lixiviation HCl.* <https://library-archives.canada.ca/eng/services/services-libraries/theses/Pages/item.aspx?idNumber=1240151987>

- Burger, E. (2008). *Métallurgie extractive protohistorique du cuivre : Étude thermodynamique et cinétique des réactions chimiques de transformation de minerais de cuivre sulfurés en métal et caractérisation des procédés* [These de doctorat, Paris 6].
<https://theses.fr/2008PA066414>
- CHAMSEDDINE, B., & EDDINE, S. (2024). *Etude et automatisation d'une chaîne de production par automate programmable industriel (API)* [PhD Thesis, UNIVERSITE DE ECHAHID CHEIKH LARBI TEBESSI]. <http://oldspace.univ-tebessa.dz:8080/xmlui/handle/123456789/11832>
- Crawford, K. (2022). Contre-atlas de l'intelligence artificielle. *Une cartographie politique, sociale et environnementale de l'IA*. https://www.zulma.fr/wp-content/uploads/Contre-Atlas-de-lintelligence-artificielle_extrait.pdf
- Hadiki, H. (2024). *Supervision et prédiction des défauts des transformateurs électriques en utilisant les techniques de machine learning* [PhD Thesis, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue]. <https://depositum.uqat.ca/id/eprint/1576/>
- Hodson, T. O. (2022). Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE) : When to use them or not. *Geoscientific Model Development*, 15(14), 5481-5487.
<https://doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022>
- Ilunga Ngoy, S. (2022, décembre 14). *Impact des termites sur les cycles biogéochimiques du cuivre et du cobalt dans le Katanga (RDC)—Application à la prospection minière*.
<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-04127227>
- Jégourel, Y. (2023). *Des promesses de la transition énergétique à la morosité macroéconomique : Le cuivre à la croisée des chemins*. Policy Center for the New South. https://www.policycenter.ma/sites/default/files/2023-01/PB_03_23_Yves_Jegourel.pdf
- Kalala, S. K., Mwanga, B. M., Kanyama, P. K., & Mubemba, M. M. (2015). *Impact des rejets miniers liquides de l'usine Chemical of Africa (CHEMAF) en activité sur la qualité des eaux souterraines au Quartier Tshamilemba à Lubumbashi (Katanga/RD Congo)*[*Impact of liquid tailings of Chemical Plant of Africa (CHEMAF) in activity on groundwater quality in the area Tshamilemba in Lubumbashi (Katanga/DR. Congo)*].
<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=a00a8ff31b511e035633e87bf36f5314bdcc2615>

Kanoun, Y. (2023). *Prédiction intelligente des défaillances dans les réseaux de tuyauterie* [PhD Thesis, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue].

<https://depositum.uqat.ca/id/eprint/1544/>

Koteleva, N., Khokhlov, S., & Frenkel, I. (2021). Digitalization in open-pit mining : A new approach in monitoring and control of rock fragmentation. *Applied Sciences*, 11(22), 10848.

Loss Functions in Deep Learning. (2024, juillet 10). GeeksforGeeks.

<https://www.geeksforgeeks.org/loss-functions-in-deep-learning/>

Miseur, L. (s. d.). *Lachimie.net—Cours de chimie composé de ressources didactiques pour apprendre les savoirs disciplinaires, les savoir-faire et compétences de base en chimie*. La Chimie.net. Consulté 23 avril 2025, à l'adresse <http://www.lachimie.net>

NYAMI, R., NKAYA, P., & KABASU, J. (2024). Application de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) dans le domaine d'impôt sur les véhicules : Evaluation de la solvabilité de contribuables à la Direction de Recettes du Haut Katanga (DRHKAT). *Revue Internationale de la Recherche Scientifique (Revue-IRS)*, 2(3), 1166-1183.

Sigcha, L., Borzì, L., Amato, F., Rechichi, I., Ramos-Romero, C., Cárdenas, A., Gascó, L., & Olmo, G. (2023). Deep learning and wearable sensors for the diagnosis and monitoring of Parkinson's disease : A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 229, 120541.

Tutak, M., Krenicky, T., Pirník, R., Brodny, J., & Grebski, W. W. (2024). Predicting Methane Concentrations in Underground Coal Mining Using a Multi-Layer Perceptron Neural Network Based on Mine Gas Monitoring Data. *Sustainability*, 16(19), Article 19.

<https://doi.org/10.3390/su16198388>

Understanding MAE, MSE, and RMSE : Key Metrics in Machine Learning. (2024, août 16). DEV Community. https://dev.to/mondal_sabbha/understanding-mae-mse-and-rmse-key-metrics-in-machine-learning-4la2

Youssoufou, G. (2025). Contribution de l'Evaluation des Impacts Environnementaux à l'exploitation minière. *Journal of Business and Technologies*, 1(4).

<https://jobt.org/index.php/publications/article/view/27>

Zhao, B., Hao, H., Xu, J., Chen, E., Lu, Y., & Wang, H. (2025). Research on intelligent endpoint determination in copper converting based on machine learning. *Canadian Metallurgical Quarterly*, 1-15. <https://doi.org/10.1080/00084433.2025.2471617>