

Applications de l'IA à la prédiction de la corrosion du béton armé : état de l'art des recherches récentes

Albina Eletchih

Département de l'Ingénierie de l'Infrastructures de Transports,
Faculté de l'Architecture et Urbanism, Université Technique de
Moldavie, Chişinău, République de Moldavie
ORCID - 0000-0002-6960-3104

Loredana Judele

Département de Béton, Matériaux, Technologie et Management,
Faculté de Génie Civil et Installations de Iasi, Université
Technique Gheorghe Asachi de Iasi, Roumanie
ORCID - 0000-0002-5443-001X

Eduard Proaspat

Département de l'Ingénierie de l'Infrastructures de Transports,
Faculté de l'Architecture et Urbanism, Université Technique de
Moldavie, Chişinău, République de Moldavie
ORCID - 0000-0003-4900-1154

Daniel Lepadatu

Département de l'Ingénierie de l'Infrastructures de Transports,
Faculté de l'Architecture et Urbanism, Université Technique de
Moldavie, Chişinău, République de Moldavie
ORCID - 0000-0002-5411-0542

Résumé— Ce travail propose une synthèse des avancées récentes concernant l'application des techniques d'intelligence artificielle IA — en particulier l'apprentissage automatique et l'apprentissage en profondeur — à la prédiction de la corrosion des armatures dans les structures en béton armé. Les recherches recensées portent sur divers objectifs, tels que l'estimation du temps d'initiation de la corrosion, l'évaluation du taux de corrosion, la modélisation de la pénétration des ions chlorure ainsi que le diagnostic visuel. Sont également examinés les types de données exploitées, les algorithmes de référence mobilisés et les orientations actuelles, incluant les modèles informés par la physique et les approches numériques avancées.

Une analyse illustrative de la modélisation de la pénétration des chlorures est présentée, accompagnée d'un tableau comparatif des indicateurs de performance les plus couramment utilisés. Le travail met en évidence plusieurs limites des approches actuelles — notamment le manque de données de terrain, la faible transférabilité des modèles et l'interprétabilité restreinte. Il souligne également la nécessité d'une intégration plus étroite entre l'expérimentation, la modélisation numérique et l'intelligence artificielle, afin de développer des approches hybrides mieux adaptées à la complexité des phénomènes de corrosion dans le béton armé. Enfin, des recommandations sont formulées pour orienter les recherches futures vers des méthodes plus robustes, généralisables et applicables en pratique

Mots-clés— *corrosion des barres d'armature, béton armé, apprentissage automatique, drones d'inspection, surveillance prédictive intelligente*

I. INTRODUCTION

Au cours des dernières années, l'application de techniques d'IA aux tâches de durabilité des structures en béton armé a considérablement augmenté. Les recherches se concentrent sur la prédiction de la pénétration des chlorures et du temps d'initiation de la corrosion, l'estimation du taux de progression de la corrosion sur la base de paramètres électrochimiques et climatiques, ainsi que sur la détection automatisée des défauts à partir de données visuelles et non destructives. Les revues modernes notent que de plus en plus de modèles hybrides sont ajoutés aux approches ML classiques, où les lois physiques (par exemple, les équations de diffusion) sont intégrées dans des modèles d'apprentissage pour améliorer la fiabilité et l'interprétabilité des prédictions [1, 4].

Parallèlement, la méthodologie des représentations numériques dynamiques se développe, consistant à intégrer des flux de données issus de capteurs à des modèles d'état, afin de permettre l'évaluation en ligne et la prévision de la ressource résiduelle des structures [3].

II. DONNÉES ET MÉTHODES

Les données d'entrée dans les études portent sur les tests de laboratoire (profils de teneur en chlorure, carbonatation), les mesures sur le terrain des paramètres électrochimiques (potentiel de corrosion, résistance), les caractéristiques météorologiques et microclimatiques (température, humidité), les données d'inspection non-destructive (ultrasons, acoustique, thermographie) et les images visuelles/aéro/photographiques. Pour les problèmes tabulaires de régression et de classification, les ensembles d'arbres (Random Forest, XGBoost), SVM et les réseaux entièrement connectés (MLP) sont plus souvent utilisés ; pour les séries chronologiques, LSTM / GRU; pour les images — CNN et leurs variantes ; les ensembles et les approches Auto ML ont également réussi. Des approches d'apprentissage automatique (Machine Learning (ML)) intégrant les contraintes physiques, ainsi que des circuits hybrides combinant un modèle de diffusion des chlorures avec un composant de ML, ont montré des avantages significatifs, tant en termes de respect des lois physiques qu'en matière de robustesse face à des ensembles de données limités [2, 4, 6].

III. ANALYSE ILLUSTRATIVE ET DISCUSSION DES RESULTATS

L'expérience illustrative (figure 1) montre un exemple d'approximation de la profondeur de pénétration des chlorures par le modèle ML sur un ensemble de données synthétiques : le modèle suit de près la courbe mesurée avec un échantillon d'apprentissage adéquat (voir Figure 1). La Figure 2 et le Tableau 1 présentent un résumé comparatif des valeurs de déclaration de R^2 de plusieurs familles de modèles (valeurs illustratives reflétant les plages observées dans les publications de synthèse). Une revue de la littérature indique que les meilleurs résultats pratiques sur les données tabulaires atteignent généralement $R^2 \approx 0.7 - 0.85$ sous réserve d'un ensemble riche de prédictors et d'une validation correcte ; pour les tâches de diagnostic visuel, les CNN présentent une grande précision dans la localisation et la classification des défauts, mais les exigences pour les échantillons d'entraînement restent élevées [2, 5]. Les principaux problèmes sont le manque de données sur le terrain, le risque de sur-apprentissage sur les kits de laboratoire, la portabilité insuffisante des modèles entre les régions et le manque d'explications interprétées par l'IA (ce qui freine l'adoption industrielle).

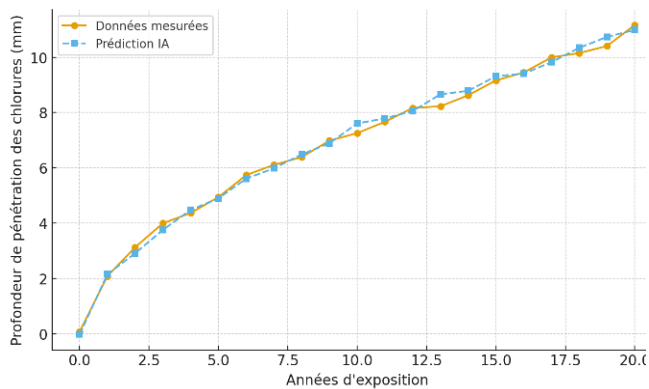


Fig. 1. Pénétration des chlorures : mesuré vs prédit par IA [5]

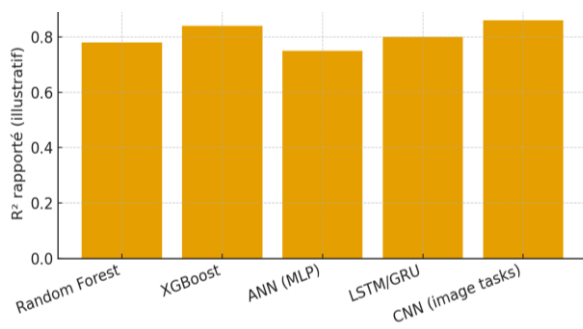


Fig. 2. Performance rapportée des modèles ML/DL courants [5]

Tableau 1 — Comparaison des modèles (données illustratives) [5]

Modèle	R ² rapporté
Forêt aléatoire	0.78
XGBoost	0.84
RNA (MLP)	0.75
LSTM/GRU	0.8
CNN (tâches d'image)	0.86

IV. DRONES ET IA POUR LA SURVEILLANCE DE LA CORROSION DES PONTS

L'utilisation de drones pour la prédiction et l'étude de la corrosion du béton est un sujet très intéressant et d'actualité à l'intersection du génie civil, de la robotique et de la vision par ordinateur. La combinaison de drones et de logiciels spécialisés révolutionne l'approche de la surveillance de l'état des ponts [8-11].

1. Les drones (UAV) pour l'étude de la corrosion

Les drones (voir Fig. 3, Fig. 4) servent de plateformes mobiles pour la collecte de données. Ils sont équipés de différents types de capteurs :

- Caméras haute résolution (HD/4K). Utilisées pour créer des orthophotoplans et des modèles 3D du pont par photogrammétrie. Elles permettent d'identifier les défauts visibles : fissures, éclats, changement de couleur.

- Caméras thermiques (infrarouges). La corrosion et les défauts sous la surface (par exemple, la délamination du béton) peuvent avoir une conductivité thermique différente de celle du matériau sain, ce qui est visible sur les images thermiques.
- Caméras multispectrales et hyper-spectrales. Elles analysent la lumière réfléchie dans des bandes de longueurs d'onde étroites. Les différents produits de corrosion (par exemple, les oxydes de fer) ont des « empreintes digitales » spectrales uniques, ce qui permet de détecter la corrosion à un stade précoce, avant même qu'elle ne soit visible à l'œil nu.
- Lidars (LiDAR). Ils créent des modèles 3D haute précision de la structure, utiles pour évaluer la géométrie et identifier les déformations.



Fig. 3. Diagnostic aérovizuel autonome des structures.
Drone d'inspection de pont



Fig. 4. Inspection du pont suspendu par drone [7]

Avantages de l'utilisation des drones :

- Sécurité. Il n'est pas nécessaire d'interrompre la circulation sur le pont ou d'envoyer du personnel dans des zones dangereuses.
- Efficacité et rapidité. L'inspection d'un grand pont prend des heures au lieu de jours ou de semaines.
- Haute résolution et détail. Possibilité d'accéder de près à des éléments de structure difficiles d'accès.
- Archivage numérique. Toutes les données sont sauvegardées et peuvent être réanalysées pour suivre l'évolution des défauts dans le temps.

2. Logiciels d'analyse et de prédiction

Les données collectées par les drones (images, modèles 3D) sont importées dans des logiciels spécialisés où elles sont traitées et analysées. Les méthodes d'intelligence artificielle (IA) et de vision par ordinateur y jouent un rôle clé.

Processus de travail du logiciel :

- La modélisation 3D est générée à partir de centaines, voire de milliers, de photographies partiellement superposées, utilisées par le logiciel pour reconstituer la géométrie de l'objet (par exemple, Pix4D, Agisoft Metashape, Reality Capture).
- Apprentissage du réseau de neurones. Les réseaux de neurones, le plus souvent de type convolutionnel (CNN), sont entraînés sur de vastes ensembles d'images constitués à partir d'observations réalisées par des experts. Ce processus permet au modèle d'apprendre à identifier les motifs caractéristiques de la corrosion, des fissures et d'autres formes de dégradation.
- Détection automatisée. Le modèle entraîné est exécuté sur de nouvelles données. Le logiciel scanne automatiquement les images et le modèle 3D, marque les zones avec une corrosion potentielle, et mesure sa superficie, sa profondeur et son degré de sévérité.
- Prévission. Sur la base de données historiques (si des inspections précédentes ont eu lieu), le logiciel peut suivre la vitesse de progression de la corrosion et prédire son état futur en utilisant l'analyse prédictive. Cela permet de planifier les réparations précisément quand elles sont nécessaires, et non pas selon un calendrier prédéfini ou après une détection visuelle.

Exemples de logiciels et des plateformes :

- Solutions sur mesure. De nombreuses grandes entreprises et instituts de recherche développent leurs propres algorithmes basés sur des fenêtres de travail telles que TensorFlow ou PyTorch.
- Plateformes d'analyse. Microsoft AI for Earth, IBM Maximo, Airware (et d'autres plateformes d'entreprise) proposent des outils pour traiter les données des drones.
- Logiciels spécialisés. Des programmes comme DRONE DEFECT ou Inspectron se concentrent spécifiquement sur la détection de défauts dans les infrastructures.

L'inspection des sites de construction pour détecter la corrosion du béton, y compris les ponts, les tunnels et les barrages, nécessite une inspection détaillée pour détecter la corrosion, la détection des fissures, des copeaux, des bosses sur des surfaces difficiles à atteindre, ce qui ne peut pas être effectué sans contact.

Les défauts sont souvent mal visibles à la surface et ne peuvent pas être correctement évalués. L'examen de contact en altitude est dangereux et coûteux, car les travailleurs doivent se rendre sur les lieux à inspecter à l'aide de câbles, de grues ou d'échafaudages. Dans de telles situations, l'utilisation de robots aériens (voir Fig. 5, Fig. 6) est très pertinente [12]. Avec leur aide, il est possible de détecter, de localiser avec précision et de mesurer les dommages.



Fig. 5. Drone AeroX, avec manipulateur [12]



Fig. 6. TRIC (scanner à chenilles d'inspection à trois roues) installé dans le drone AeroX [12]

V. PRINCIPALES REALISATIONS ET ORIENTATIONS DE LA RECHERCHE FUTURE DANS CE DOMAINE

Au cours des dernières années, il y a eu une avancée significative dans l'application de l'intelligence artificielle pour prédire la corrosion du béton. Des résultats impressionnants ont été obtenus en automatisant les diagnostics, en améliorant la précision des prévisions de durabilité et en optimisant les matériaux. Parmi les principales réalisations, citons l'application réussie de divers algorithmes d'apprentissage automatique et d'apprentissage en profondeur, le développement de méthodes de collecte, par exemple, le diagnostic aérien autonome des structures à l'aide de drones, le traitement de données hétérogènes [7] et la mise en œuvre de projets pilotes sur des sites d'infrastructure réels.

Cependant, malgré ces progrès, il reste encore beaucoup à faire. Les principaux domaines de recherche futurs devraient être axés sur :

- Créer des bases de données complètes, normalisées et accessibles au public sur la corrosion du béton.
- Le développement de modèles d'IA explicables (XAI) qui peuvent être compris et auxquels les ingénieurs peuvent faire confiance.
- Intégration de l'IA avec d'autres technologies de pointe telles que l'IoT, les doubles numériques et les nouveaux matériaux.
- Développer des systèmes de surveillance et de prévision proactifs et auto-adaptatifs capables de répondre à l'évolution des conditions.

L'application de l'IA dans la lutte contre la corrosion du béton réduira non seulement les coûts économiques et améliorera la sécurité des infrastructures, mais ouvrira également de nouvelles opportunités pour créer un environnement de construction plus durable et plus intelligent

pour le futur. C'est un domaine multidisciplinaire qui nécessite une collaboration entre les scientifiques des matériaux, les ingénieurs en structure, les spécialistes des données et les experts en IA.

VI. CONCLUSIONS ET RECOMMANDATIONS PRATIQUES

1. Les techniques d'IA (en particulier les modèles d'ensemble et les CNN pour les tâches visuelles) ont montré un potentiel pratique élevé pour prédire les processus de corrosion dans le béton armé, à condition de disposer de données représentatives de qualité ; les approches physiques et hybrides obtenues améliorent la cohérence physique des prévisions et leur confiance de la part des ingénieurs [4, 6].
2. Il est essentiel de créer de grands référentiels normalisés de données de terrain pluriannuelles (profils de chlorure, électrochimie, climat, métadonnées de capteurs). C'est une étape clé pour améliorer la portabilité et la validité des modèles.
3. Pour la mise en pratique, il est recommandé : de commencer par les modèles interprétés et les outils explicatifs afin d'appliquer la validation spatio-temporelle et l'apprentissage de l'adaptation/transfert de domaine lors du transfert de modèles, et d'intégrer des modules ML dans des doubles numériques et des systèmes BIM pour la surveillance et la planification.
4. Des normes pour la collecte, l'annotation et le stockage des données, ainsi que des réglementations pour la validation technique des solutions d'IA dans le cadre des normes de durabilité structurelle, sont nécessaires.

RÉFÉRENCES

- [1] Taffese, W. Z., Hilloulin, B., Villagrán Zaccardi, Y., Marani, A., Nehdi, M. L., Hanif, M. U., Kamath, M. V., Nunes, S., von Greve-Dierfeld, S., & Kanellopoulos, A. *Machine learning in concrete durability: challenges and pathways identified by RILEM TC 315-DCS towards enhanced predictive models*. Materials and Structures, vol. 58, Article 145, 2025. DOI: 10.1617/s11527-025-02664-3. <https://researchprofiles.herts.ac.uk/en/publications/machine-learning-in-concrete-durability-challenges-and-pathways-i>
- [2] J. Cervenka and J. Rymes. *Digital Twin for Modelling Structural Durability*. Numerical Modeling Strategies for Sustainable Concrete Structures (SSCS 2022), R. P. Rossi & J.-L. Tailhan, Eds., Springer, Cham, 2023, pp. 79-89. DOI: 10.1007/978-3-031-07746-3_8. https://www.researchgate.net/publication/361674905_Digital_Twin_for_Modelling_Structural_Durability
- [3] B. Ayyub and K. Stambaugh. *Infrastructure Lifecycle Corrosion Management Using AI Analytics and Digital Twins*. Corrosion Materials Degradation, vol. 6, no. 2, Article 18, 2025. DOI: 10.3390/cmd6020018. MDPI <https://www.mdpi.com/2624-5558/6/2/18>
- [4] N. Iqbal and M. Noureldin. *Empirical physics-informed neural networks for prediction of concrete strength using nondestructive testing*. Asian Journal of Civil Engineering, 2025. DOI:10.1007/s42107-025-01502-9. <https://link.springer.com/article/10.1007/s42107-025-01502-9>
- [5] M. Zhang and R. Kang. *Machine learning methods for predicting the durability of concrete materials: A review*. Advances in Cement Research, 2025. DOI: 10.1680/jadcr.24.00133. CoLab <https://www.emerald.com/jadcr/article-abstract/37/9/502/1269360/Machine-learning-methods-for-predicting-the?redirectedFrom=fulltext>
- [6] C. Qi, B. Huang, M. Wu, K. Wang, S. Yang, G. Li. *Concrete Strength Prediction Using Different Machine Learning Processes: Effect of Slag, Fly Ash and Superplasticizer*. Materials, vol. 15, no. 15, Article 5369, 2022. DOI: 10.3390/ma15155369. MDPI <https://www.mdpi.com/1996-1944/15/15/5369>
- [7] Riebo. Updated:08/14/2025 <https://en.riebotech.com/solutions/suspension-bridge-drone-inspection-technology-applications-and-practices/>
- [8] Dorafshan, S., Maguire, M., & Collins, W. (2022). *Automatic Detection and Quantification of Corrosion in Bridges Using Deep Learning and UAV Imagery*. Remote Sensing, 14(3), 579. <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/3/579>
- [9] Huang, H., Li, R., & Liu, K. (2023). A Review on Unmanned Aerial Vehicle-Based Remote Sensing for Transportation Infrastructure Inspection. Sensors, 23(4), 2023. <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/4/2023>
- [10] Chen, Z., & Jahanshahi, M. R. (2022). Digital Twinning for Civil Engineering Systems: An Innovative Approach to Bridge Corrosion Monitoring. Journal of Computing in Civil Engineering, 36(4), 04022013. <https://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASCE%29CP.1943-5487.0001024>
- [11] Koch, C., & Brilakis, I. (2022). *Improving Bridge Inspection Using Unmanned Aerial Systems (UAS) – A Case Study*. Infrastructure, 7(5), 68. <https://www.mdpi.com/2412-3811/7/5/68>
- [12] Buzalo Nina, Kundryutskov Denis, Ponomarev Roman. *Utilisation de véhicules aériens sans pilote dans les enquêtes sur les bâtiments et les installations*. Construction Et Architecture, Volume 10, N1, 2022 <https://doi.org/10.29039/2308-0191> <https://riopub.com/ru/nauka/article/49017/view>