

Réseau de neurones artificiels pour la prédiction de la profondeur de carbonatation naturelle et accélérée de béton à base de laitier et de cendres volantes

P. Claude^{1,2,3}, F. Duprat¹, T. de Larrard¹, J. Mai-Nhu², P. Rougeau², L. Marracci³, P. Guédon³

¹Université de Toulouse, LMDC INSA-UPS, duprat@insa-toulouse.fr, delarrard@insa-toulouse.fr

²CERIB Epernon, P.CLAUDE@cerib.com, J.MAI-NHU@cerib.com, P.ROUGEAU@cerib.com

³Arcadis ESG, Paris, louis.marracci@arcadis.com, pascal.guedon@arcadis.com

RESUME La carbonatation est un des principaux phénomènes de dépassivation de l'acier dans les structures en béton armé. La prédiction de ce phénomène présente une importance majeure, surtout concernant les bétons contenant des liants bas carbonés. Ce papier propose une méthodologie pour la prédiction de la profondeur de carbonatation dans différents bétons basée sur l'utilisation d'un Réseau de Neurones Artificiels (RNA). 17 sources sont utilisées pour construire la base de données et obtenir 2278 sets de données. De plus, un des principaux avantages de cette méthode est de permettre la considération de conditions accélérées et naturelles avec un seul modèle. De cette façon, il est possible d'obtenir des équivalences entre différentes conditions de carbonatation. Pour cela, 21 variables sont prises comme données d'entrée et concernent la composition du matériau, les conditions de cure, du préconditionnement et de l'exposition au dioxyde de carbone. Les coefficients de détermination obtenus lors de l'étape d'apprentissage et de validation sont égaux à 0.99 et 0.96 respectivement. Afin de justifier l'utilisation de ce modèle dans un contexte opérationnel, des études de cas sont réalisées sur différentes parties d'ouvrages d'art et permettent l'obtention de résultats satisfaisants (avec une erreur absolue moyenne inférieure à 2.5mm, relativement faible comparée aux valeurs d'enrobages de béton généralement utilisées).

Mots-Clefs Carbonatation, Réseau de neurones artificiels, Béton décarboné, Structure en béton armé, Initiation de la corrosion

I. INTRODUCTION

La prédiction de la durée de vie résiduelle des structures en béton armé est l'un des principaux défis des ingénieurs en génie civil. En effet, le béton est le matériau le plus utilisé en construction, et sa grande versatilité complexifie son étude comme sa modélisation. Outre ses propriétés mécaniques, le béton protège les armatures des agressions extérieures et assure la passivation de l'acier grâce à ses propriétés physico-chimiques. En effet, l'un des principaux phénomènes responsables de la dégradation du béton armé est la corrosion des armatures. La formation de produits de corrosion, de volumes molaires supérieurs à celui de l'acier, conduit à des pressions internes et in fine à la formation de fissures [1]. Le phénomène de corrosion est souvent décrit

comme deux phases se produisant successivement, l'initiation puis la propagation. L'amorçage correspond à la pénétration d'espèces agressives dans le matériau béton vers la surface de l'armature et in fine, à la dépassement de l'acier. La propagation a lieu une fois la couche de passivation dissoute et consiste en la formation de produits de corrosion [2].

Dans le béton armé, l'acier est protégé des agressions extérieures par le matériau environnant. Les hydrates, et essentiellement la portlandite $\text{Ca}(\text{OH})_2$, contenus dans la matrice cimentaire, confèrent des propriétés alcalines à la solution interstitielle avec un pH généralement compris entre 12 et 13 [3]. Selon le diagramme de Pourbaix de l'acier, cette plage de valeur de pH conduit à la stabilité de l'acier et à la formation d'une couche passive composée d'oxydes à sa surface [4]. Cependant, différentes espèces agressives peuvent entraîner son altération. L'un des principaux est le dioxyde de carbone qui provoque la carbonatation des hydrates qui composent la matrice cimentaire. Dans un premier temps, le CO_2 pénètre dans la matrice cimentaire, principalement sous forme gazeuse, se dissout dans la solution interstitielle poreuse et forme des ions carboxyle CO_3^{2-} [5]. Ce phénomène conduit à une chute de la valeur du pH au sein de la solution interstitielle, ce qui provoque la dissolution des hydrates de la matrice cimentaire. Par la suite, le calcium contenu dans les hydrates est libéré sous forme ionique Ca^{2+} et réagit avec les ions carboxyles CO_3^{2-} pour former de la calcite CaCO_3 . Une fois que l'essentiel des hydrates a réagi, le pH de la solution interstitielle descend à des valeurs plus acides pour lesquelles la couche d'oxyde devient instable [4]. Lorsque le front de carbonatation atteint la zone entourant la barre d'armature, elle provoque finalement la dépassement de l'acier et permet à la corrosion de se propager.

De nombreuses variables influencent la carbonatation et doivent être prises en compte pour prédire son impact. Premièrement, divers paramètres environnementaux sont influents. La carbonatation est maximisée pour une humidité relative comprise entre 50 et 70 % [5]. Sur la base de ce postulat, l'humidité relative extérieure, l'exposition à la pluie et l'état initial du matériau modifieront la vitesse de carbonatation. Il a été montré qu'une augmentation de la température tend également à augmenter le processus de carbonatation [6]. De manière cohérente, une augmentation de la pression partielle de dioxyde de carbone entraîne également une augmentation de la cinétique de carbonatation [1]. Deuxièmement, les paramètres matériaux intrinsèques tels que la composition du béton impactent ce phénomène. Une augmentation de la teneur en liant conduit généralement à une augmentation de la résistance à la carbonatation, car des quantités d'hydrates plus importantes sont formées et des propriétés de diffusion plus faibles sont obtenues [7]. Jusqu'à un certain point, une réduction de la teneur en eau a également un impact positif sur la résistance à la carbonatation. Il est important de noter que, sous une certaine valeur du rapport eau-liant, les performances du matériau sont réduites en raison d'une viscosité élevée empêchant une mise en place du béton satisfaisante [7]. La nature du liant, qui influence les types et les teneurs en hydrates, a également un impact important. Le clinker, contenu dans le ciment de Portland, est essentiellement responsable de la formation de la portlandite, principale espèce responsable de la résistance à la carbonatation. Les additions pouzzolaniques et hydrauliques ont la particularité de consommer la portlandite pour former du C-S-H [8]. Les C-S-H ont une cinétique de carbonatation plus faible et ne contribuent donc pas de la même manière à la résistance à la carbonatation [7]. Le type, la quantité et la qualité des granulats influencent également la carbonatation. En effet, les bétons sont généralement composés de 60 à 85 % de granulats en volume [1]. Par conséquent, leurs

propriétés de diffusion auront un impact sur la diffusivité globale du béton. C'est encore plus évident lorsque des granulats de béton recyclé (GBR) possédant une porosité élevée sont utilisés dans la fabrication du béton [9, 10]. Enfin, la réalisation de la cure impacte les propriétés globales du matériau, notamment sa capacité à résister à la carbonatation.

Pour évaluer la résistance à la carbonatation d'un béton spécifique dans un environnement précis, différentes méthodes ont été développées dans la littérature. Les modèles analytiques, nécessitant un nombre réduit de paramètres, permettent une représentation simple du phénomène [11, 12]. Cependant, l'utilisateur est souvent limité en termes de situations qu'il peut envisager. Des modèles avancés, tels que les modèles par éléments finis, permettent de prendre en compte un plus large éventail de contextes [7, 13]. Néanmoins, le nombre de paramètres et la charge de calcul de ces modèles numériques rendent leur utilisation complexe et chronophage, ce qui peut être un inconvénient dans un contexte opérationnel [14]. De plus, pour la plupart des modèles développés dans la littérature, la connaissance de certains paramètres obtenus expérimentalement est nécessaire, impliquant un investissement financier et temporel supplémentaire. Dans cet article, un autre type de modèle de carbonatation, basé sur l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels (RNA), est proposé, dépendant uniquement de paramètres de formulation et de données environnementales.

Les RNA sont des systèmes non linéaires composés de différentes couches de neurones artificiels. La première couche correspond aux paramètres d'entrée du modèle, tandis que la dernière correspond à la sortie. Les couches intermédiaires, dites couches cachées (hidden layers), sont composées de neurones et sont associées à des fonctions d'activation responsables des résultats renvoyés par chaque neurone en fonction des entrées [15]. Chaque neurone est un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées et soumet sa valeur à la fonction d'activation [16]. Généralement, tous les neurones d'une couche sont connectés à ceux contenus dans la couche précédente et suivante par des poids. Ces poids sont définis, avec les biais, lors de la phase d'apprentissage, qui est basée sur une méthode appelée rétropropagation (back-propagation). Elle consiste en un processus itératif conduisant à la minimisation de l'erreur sur un ensemble d'apprentissage. Essentiellement, ce processus calcule le gradient du réseau dans l'espace des poids.

Un ensemble d'apprentissage est composé de paires d'entrées-sorties (x_i, y_i) . Pour chaque paire, l'erreur du modèle est calculée comme étant la différence entre la sortie prédite $g(x_i)$ et y_i , la sortie réelle. Ensuite, l'algorithme modifie les valeurs des poids pour réduire la perte du modèle et augmenter sa précision [17]. Une fois l'apprentissage terminé, la validation du modèle est effectuée sur un jeu de données différent.

II. DEVELOPPEMENT DU RESEAU DE NEURONES ARTIFICIELS

En génie civil, les modèles RNA sont généralement utilisés pour aider à analyser des phénomènes complexes impactant la structure [18]. La durabilité des bétons étant l'un des aspects les plus difficiles à évaluer, un développement croissant des RNA dans ce domaine a été observé au cours des dernières décennies [15]. Le manque d'ensemble de données conséquent dans ce domaine est l'un des principaux inconvénients, en particulier pour considérer les bétons décarbonés. Pour cette étude sur la carbonatation, 2775 jeux de données ont été collectés à partir de 17 sources présentant

des résultats sur des bétons formulés à base de filler, laitiers, cendres volantes et de GBR. 397 jeux de données ont été écartés en raison de manque d'informations. Ensuite, une sélection basée sur les résultats d'une Analyse en Composantes principales a permis d'éliminer 100 points de données non conformes, laissant un total de 2278 ensembles de données.

TABLEAU 1. Distribution de la base de données.

Paramètre	Moy	Std	Min	25%	50%	75%	Max
Classe de résistance (MPa)	48.7	4.9	32.5	42.5	52.5	52.5	52.5
Clinker (kg/m ³)	263.8	75.1	52	205	270	311.	486
Filler (kg/m ³)	12.1	30.2	0	0	0	0	190
Laitier (kg/m ³)	30.9	61.9	0	0	0	38.2	295
Cendres volantes (kg/m ³)	41	63.4	0	0	0	81.2	280
Sable (kg/m ³)	835	136.	426	761	831	945	1350
Absorption d'eau du sable (%)	1.3	1.17	0.1	0.85	0.85	1.4	8
Masse volumique du sable (kg/m ³)	2576	63.9	2220	2580	2580	2590	2660
Gravillon (kg/m ³)	966	151.	736	862	923	1050	1314
Absorption d'eau des gravillons (%)	1.42	0.87	0.21	0.98	1.08	1.86	5.64
Masse volumique des gravillons (kg/m ³)	2588.3	57.4	2370	2580	2590	2590	2770
Eau efficace (kg/m ³)	170.2	18.3	112	155	171	182	225
Temps de cure (jours)	58.1	67.5	0	28	29	90	540
Température de cure (°C)	20.1	0.74	20	20	20	20	27
Humidité relative de la cure (%)	86.4	16.3	50	95	95	95	100
Température du préconditionnement (°C)	27.8	12.5	20	20	20	45	60
HR du préconditionnement (%)	70.5	33.9	20	20	95	95	100
Temps de préconditionnement (jours)	6.5	14.8	0	0	0	14	90
Température de carbonatation (°C)	19.63	6.4	5	18.2	20	20.2	45
HR de carbonatation (%)	67.6	6.8	40	65	65	71.1	95
Pression partielle de CO ₂ (%)	10	18.3	0.03	0.04	1	5	100
Temps de carbonatation (jours)	279	177	0	28	365	729	1823

21 variables sont considérées comme paramètres d'entrée et concernent : la composition du béton, les conditions de cure, le préconditionnement et l'exposition au dioxyde de carbone. Ils sont tous résumés dans le tableau 1, ainsi que leur répartition avec les valeurs moyennes, les écarts-types de Pearson, des percentiles et les valeurs minimales et maximales. Les données provenant des 17 références rapportées dans le tableau 2 ont été séparées en trois catégories. La première contient les sources traitant de bétons avec GBR, la deuxième les sources sans résultat de carbonatation naturelle et la dernière les sources restantes. L'influence des GBR est considérée directement à travers les paramètres relatifs aux sables et aux granulats (absorption d'eau et masse volumique).

L'architecture du réseau est composée de 4 couches cachées contenant respectivement 45, 40, 35 et 30 neurones. Cette conformation a été choisie avec la réalisation de différents tests sur l'influence des nombres de couches et de neurones. Le jeu de données initial a été séparé en deux sous-ensembles de données de façon à maximiser la précision du modèle. Le premier est composé de 75% des données globales et a été utilisé pour effectuer l'apprentissage du modèle. Le second,

composé de 25 % de la base de données initiale, a servi à valider le modèle et à obtenir un coefficient de détermination égal à 0,96 (voir figure 1). L'algorithme utilisé a été écrit en Python avec l'aide du module Scikit-learn.

TABLEAU 2. Références de la base de données.

Référence	Taille de l'ensemble	Contribution	Nombre avec GBR	Carbonatation naturelle	Carbonatation accélérée
[9, 10, 19, 20]	187	8.2%	163	139	48
[1, 6, 7, 15, 21-26]	491	21.6%	0	0	491
[12, 27, 28]	1600	70.2%	0	1130	470
Total	2278	100%	133	1269	1009

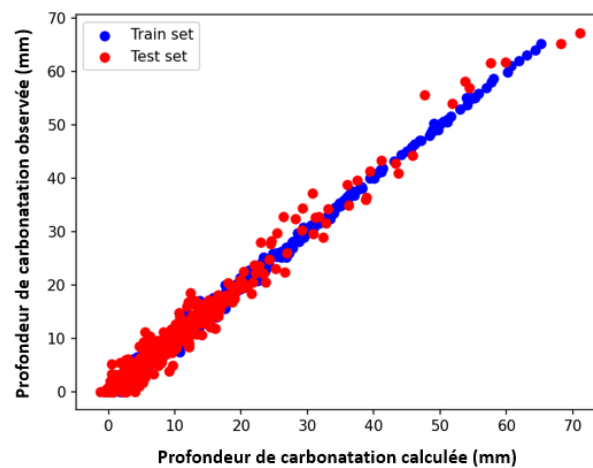


FIGURE 1. Validation du RNA sur la base de données.

L'ensemble de données de validation a également été utilisé pour calculer l'erreur absolue moyenne (MAE = 1,3 mm) et l'erreur relative moyenne (MRE = 23,9 %). La valeur assez élevée de MRE s'explique par une proportion élevée de données comprises entre 0 et 20 mm. Les résultats obtenus sont cependant assez satisfaisants et justifient l'utilisation de ce modèle pour la réalisation de prédictions sur des structures en béton armé.

Une analyse de sensibilité a été réalisée pour évaluer l'impact des paramètres sur les résultats. La méthode consiste à calculer l'importance des différentes variables par permutation. Les résultats sont rapportés dans la figure 2. Tout d'abord, une valeur de référence, prise aléatoirement dans les bornes de validation du modèle, est évaluée sur un ensemble de paramètres fixé. Un paramètre de l'ensemble est ensuite modifié et le résultat est recalculé. La valeur d'importance du paramètre permuté correspond alors à la différence entre les deux résultats obtenus. Cette différence est évaluée pour chaque paramètre et l'opération est répétée un nombre de fois représentatif [29].

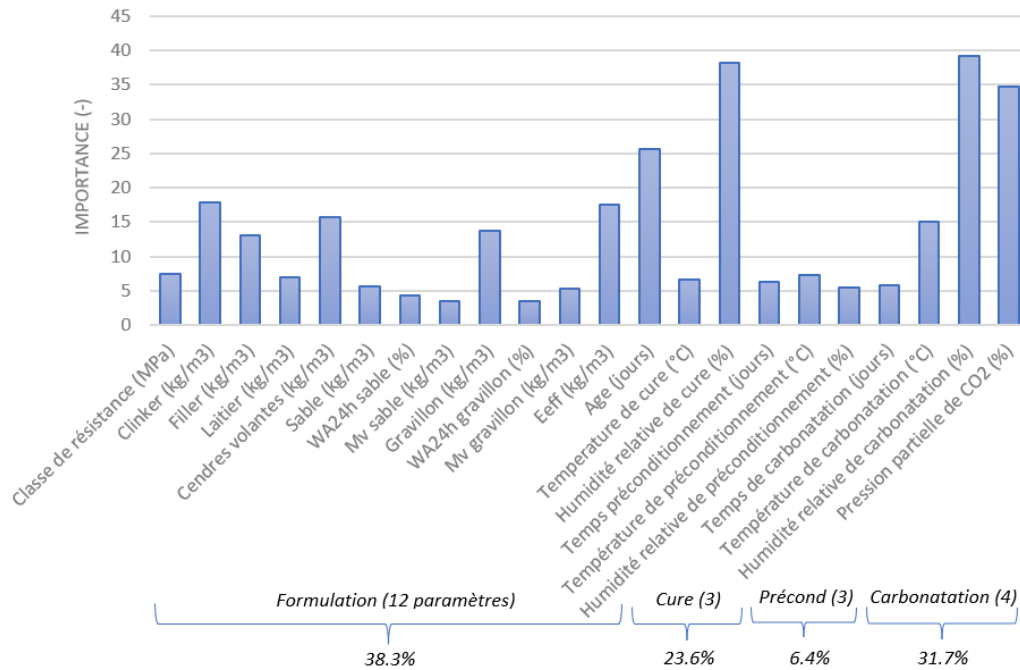


FIGURE 2. Importances des paramètres d'entrée du modèle RNA.

Il est important de préciser que les résultats de l'analyse de sensibilité dépendent de la base de données, sa répartition et de la normalisation des données. Par conséquent, les résultats présentés sur la figure 2 sont représentatifs du modèle construit sur la base de données présentée dans les tableaux 1 et 2. Cette évaluation montre que les conditions de cure et de carbonatation exercent une influence plus élevée sur le résultat que le préconditionnement. En effet, les sensibilités associées à l'humidité relative de carbonatation, à la pression partielle de CO₂, et celles de l'humidité relative et du temps de cure possèdent les valeurs les plus élevées. Les quantités d'eau, de clinker, de cendres volantes, de gravillons et de filler semblent être les variables de formulation les plus impactantes. On peut noter que les teneurs en sable et laitier ont peu d'influence. Il est possible que l'éventail des valeurs utilisées pour l'apprentissage ne soit pas suffisamment large pour se traduire par un impact significatif sur ces deux paramètres lors de l'analyse de sensibilité. Certains manques dans la base d'apprentissage peuvent entraîner des erreurs d'estimations dans le cadre d'une utilisation opérationnelle de ce modèle et doivent donc être bien identifiées.

III. ETUDE DE CAS

Le modèle est maintenant utilisé pour prédire la profondeur de carbonatation mesurée en différents points sur trois viaducs (VIPP) localisés dans le sud de la France. Les mesures furent réalisées 38 ans après la fabrication des ouvrages. Un accord de confidentialité empêche la divulgation des emplacements exacts ainsi que les références des structures. Les formulations de base de chaque zone structurelle sont présentées dans le tableau 3. Les paramètres environnementaux ont été extraits d'un site web météorologique open source [30] : la température et l'humidité relative moyenne sont respectivement de 16 °C et 80 %. Une cure humide d'une journée à 20°C et 95% HR

et aucun préconditionnement sont considérés. En raison de l'absence de données concernant les autres paramètres d'entrée du modèle, les valeurs moyennes issues de la base de données ont été utilisées pour ces prédictions.

TABLEAU 3. Compositions des différentes zones d'ouvrages.

Nom	Ciment	Clinker (kg/m ³)	Laitier (kg/m ³)	Cendres volantes (kg/m ³)	Eeff/Ltot
V1P1	CEM I	420	0	0	0.49
V1P2	CEM I	375	0	0	0.52
V1P3	CEM I	425	0	0	0.51
V1E1	CEM I	480	0	0	0.51
V2P1	CEM II/A-V	323.4	0	61.6	0.43
V2P2	CEM II/A-V	331.8	0	63.2	0.5
V3P1	CEM II/A-S	411.6	78.4	0	0.46
V3E1	CEM II/A-S	348.6	66.4	0	0.61
V3E2	CEM II/A-S	315	60	0	0.52

La nomination retenue pour les éléments de structure a été la suivante : Vx correspond au Viaduc numéro x, Py correspond à la Poutre numéro y, tandis que Ez est l'Entretoise numéro z.

Étant donné que le modèle a été créé sur une base de données contenant des résultats obtenus pour des durées de carbonatation maximales de 5 ans. Il n'est donc pas possible de calculer directement la profondeur de carbonatation mesurée après 38 ans car cette durée se situe en dehors des bornes de validation du modèle. Par conséquent, il a été décidé de calculer la profondeur de carbonatation à 90, 365 et 730 jours avec le modèle RNA, puis de calculer le taux de carbonatation (K) permettant d'obtenir la profondeur de carbonatation (Xc) pour le temps désiré (t), en utilisant l'équation 1 qui est généralement utilisée pour calculer la diffusion de la carbonatation [7, 1]. Les valeurs finales obtenues sont exposées dans la figure 3.

$$X_c = K \cdot \sqrt{t} \quad (\text{Eq. 1})$$

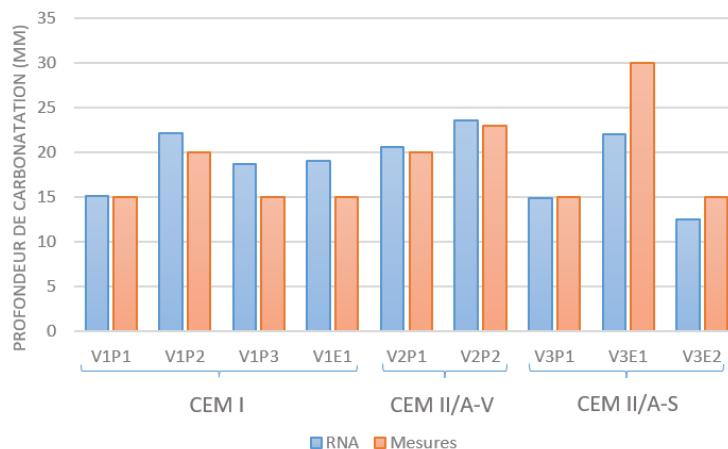


FIGURE 3. Profondeurs de carbonatation expérimentales et obtenues par modélisation pour les différentes zones des VIPP.

L'erreur absolue moyenne (MAE) obtenue est égale à 2,42 mm tandis que l'erreur relative moyenne (MRE) est de 12,52 %. On peut voir sur la figure 3 que, en excluant les zones à base de CEM II/A-S, le modèle donne des valeurs conservatives car légèrement supérieures.

IV. CONCLUSION

Dans cet article, il est montré la possibilité d'utiliser un modèle RNA basé essentiellement sur des résultats à court terme pour évaluer la profondeur de carbonatation à long terme sur des structures en béton armé. Ce travail valide également l'utilisation d'une loi en racine carré du temps pour le calcul de la profondeur de carbonatation (voir équation 1) puisque les valeurs finales de MAE et MRE sont acceptables et égales à 2,42 mm et 12,52 %. Il peut cependant être ajouter que des erreurs d'estimations plus élevées semblent être trouvées sur les bétons à base de laitiers (CEM II/A-S). Il convient de noter que, d'une part, peu de données étaient disponibles pour la création du modèle et, d'autre part, l'ensemble de données d'entraînement ne correspondait pas à la période d'exposition considérée dans l'étude de cas, ce qui a pu entraîner certains biais d'estimations.

Les conclusions suivantes peuvent être tirées de cette étude :

- Les paramètres les plus impactants concernent les environnements de cure et d'exposition à la carbonatation. Le préconditionnement imposé avant les essais de carbonatation semble avoir moins d'effets sur la sortie du modèle. Ceci est en désaccord avec certains résultats de la littérature [1]. Une raison à cela pourrait être la quantité insuffisante de données avec un préconditionnement sévère, conduisant à une analyse de sensibilité non représentative pour ces paramètres (figure 2).
- Parmi les paramètres matériaux, des impacts relativement importants sont associés aux quantités de clinker, d'eau efficace, de cendres volantes, de gravillon et de filler. Les quantités de laitier et de sable semblent avoir un impact moindre sur la profondeur de carbonatation. Concernant la répartition des teneurs en cendres volantes et en laitiers présentées dans le tableau 1, qui sont similaires, il est possible de conclure que les laitiers ont un impact plus faible sur la capacité de résistance à la carbonatation que les cendres volantes.
- Le coefficient de détermination de 0,96 obtenu sur le jeu de validation ainsi que les valeurs de MAE et MRE de 1,3mm et 23,9% montrent la possibilité de prendre en compte un nombre élevé de données d'entrée ainsi que des particularités comme la présence de Granulats de Béton Recyclé (GBR) dans 7,2 % de l'ensemble de données initial, sans perturber le processus d'apprentissage.

En résumé, un outil d'évaluation générique, multi-variables et facile à utiliser est présenté pour la prédiction des profondeurs de carbonatation. Il est important de noter que la base de données peut être encore étendue grâce à de nouvelles données, de sorte que l'efficacité globale de la prédiction soit améliorée. L'outil RNA pourrait également être utilisé pour améliorer les formulations de bétons et les conditions opératoires en termes de durabilité vis-à-vis de la carbonatation. Ce type de modèle pourrait notamment être utilisé dans le cadre d'une approche performantielle. Enfin, de nombreux paramètres d'exposition ne sont pas pris en compte dans cette étude, tels que l'exposition

au vent ou l'ensoleillement. De même, l'orientation de la structure n'est pas considérée. Il s'agit là de limites au modèle qui peuvent entraîner d'éventuels biais de calculs.

REFERENCES

- [1] Schmitt L, (2019), Durabilité des ouvrages en béton soumis à la corrosion : optimisation par une approche probabiliste. *PhD*, LMDC Toulouse, France.
- [2] Tuuti K, (1982) Corrosion of steel in concrete. *Swedish Cement and Concrete Research Institute, Stockholm*.
- [3] Bullard, J., Jennings, et Al. (2011), Mechanisms of cement hydration. *Cement and Concrete Research*, 41(12), pp.1208-1223.
- [4] M. Pourbaix (1966), Atlas of Electrochemical Equilibrium in Aqueous Solutions, *Pergamon Press*.
- [5] Turcry P, Oksri-Nelfia L, Younsi A, Ait Moktar A, (2014), Analysis of an accelerated carbonation test with severe preconditioning. *Cement and Concrete Research*, 57, pp 70-78.
- [6] P. Liu, Z. Yu, Y. Chen (2019), Effects of temperature, relative humidity and carbon dioxide concentration on concrete carbonation, *Magazine of Concrete Research*.
- [7] J. Mai-Nhu (2013), Corrosion des armatures du béton : couplage carbonation/chlorures en présence de cycles hydriques, *Thèse de doctorat de l'Université de Toulouse III*.
- [8] K. Sisomphon, L. Franke (2007), Carbonation rates of concretes containing high volume of pozzolanic materials, *Cement and Concrete Research*, Vol. 37, pp1647-1653.
- [9] V. Carevic, et Al. (2019), Model for practical carbonation depth prediction for high volume fly ash concrete and recycled aggregate concrete, *Construction and Building Materials*, 213, pp194-208.
- [10] R. Kurda, et Al. (2019), Carbonation of concrete made with high amount of fly ash and recycled concrete aggregates for utilization of CO₂, *Journal of CO₂ utilization*, 29, pp12-19.
- [11] S. Von Greve-Dierfield, C. Gehlen (2016), performance based durability design, carbonation, part 1 – benchmarking of European present design rules, *Structural Concrete*, 17, pp 309-328.
- [12] M. Carcassès, F. Cussigh, F. Toutlemonde (2021), PerfDuB, Définition de seuils de performance en fonction des classes d'exposition, *Rapport de synthèse/livrable GT2B*.
- [13] E. Bastidas-Arteaga (2010), Contribution for sustainable management of reinforced concrete structures subjected to chloride penetration, *PhD thesis*, Nantes university.
- [14] P. Claude, F. Duprat et Al. (2022), Probabilistic approach for concrete structures exposed to combined carbonation-chloride-induced corrosion, *ESREL 2022*, pp 1609-1616.

- [15] Y. Kellouche, B. Boukhatem et Al. (2021), Neural network model for predicting the carbonation depth of slag concrete, *Asian Journal of Civil Engineering*.
- [16] H. Abdi, D. Valentin, B. Edelman (1999), Neural Networks, *Quantitative Applications in the Social Sciences 124, a Sage university paper*.
- [17] S.-C. Wang (2003), Artificial Neural Network, *Interdisciplinary Computing in Java Programming*, Kluwer Academic Publishers chapter 5, pp81-85.
- [18] Rebouh, R., Boukhatem, B., Ghrici, M., & Tagnit-Hamou, A. (2017), A practical hybrid NNGA system for predicting the compressive strength of concrete containing natural pozzolan using an evolutionary structure. *Construction and Building Materials*, 149, pp778–789.
- [19] N., Otsuki, S., Miyazato, W., Yodsudjai (2003), Influence of Recycled Aggregate on Interfacial Transition Zone, Strength, Chloride Penetration and Carbonation of Concrete, *Journal of materials in civil engineering*, ASCE, pp 443-451.
- [20] M., Gomes, J., de Brito (2009), Structural concrete with incorporation of coarse recycled concrete and ceramic aggregates: durability performance, *Materials and Structures*, 42, pp663-675.
- [21] S., Hussain, D., Bhunia, S.B., Singh (2017), Comparative study of accelerated carbonation of plain cement and fly-ash concrete, *Journal of Building Engineering*, 10, pp26-31.
- [22] V., Shah, S., Bishnoi (2018), Carbonation resistance of cements containing supplementary cementitious materials and its relation to various parameters of concrete, *Construction and Building Materials*, 178, pp219-232.
- [23] Q. Zhao, X. He, J. Zhang, J. Jiang (2016), Long-age wet curing effect on performance of carbonation resistance of fly ash concrete, *Construction and Building Materials*, 127, pp577-587.
- [24] H. Cui, et Al. (2015), Experimental study on effects of CO₂ concentrations on concrete carbonation and diffusion mechanisms, *Construction and Building Materials*, 93, pp522-527.
- [25] C. lu, W. Wang, et Al. (2018), Effects of micro-environmental climate on the carbonation depth and the pH value in fly ash concrete, *Journal of Cleaner Production*.
- [26] C. Duran Atis (2003), Accelerated carbonation and testing of concrete made with fly ash, *Construction and Building Materials*, 17, pp147-152.
- [27] M. D. A. Thomas, J. D. Matthews (1992), Carbonation of fly ash concrete, *Magazine of Concrete Research*, 44, pp217-228.
- [28] Q. Huy Vu, G. Pham, et Al. (2019), Impact of different climates on the resistance of concrete to natural carbonation, *Construction and Building Materials*, 216, pp450-467.
- [29] 4.2. Permutation feature importance (no date) *scikit*. Available at: https://scikit-learn.org/stable/modules/permutation_importance.html (Accessed: December 31, 2022).
- [30] CLIMAT : Bilan mondial du mois de novembre 2022 (no date) *Accueil*. Available at: <https://lameteo.org/index.php/climatologie/12-climatologie> (Accessed: December 31, 2022).