

PROJECT DATAE 4D

INTRODUCTION

L'industrie de la construction est ancrée depuis bien longtemps dans nos vies, que ce soit pour le transport avec les ouvrages routiers, l'énergie avec les infrastructures nucléaires ou bien nos habitations. Pour maintenir notre sécurité tout en réduisant notre impact environnemental, la pérennisation des ouvrages est plus importante que jamais.

À titre informatif, une étude menée par [1] Oxford Economics estime que le marché mondial de la construction passerait de 10,7 trillions de dollars en 2020 à 15,2 trillions de dollars en 2030. La demande croissante en construction doit être accompagnée d'un suivi et d'une attention particulière à la durabilité, afin que ces ouvrages restent utilisables le plus longtemps possible et minimisent ainsi leurs émissions de gaz à effet de serre (GES) sur toute leur durée de vie.

Cependant, les émissions de GES générées par l'industrie de la construction restent très importantes. Selon un rapport datant de 2022 du Programme des Nations Unies pour l'environnement (PNUE) [2], le secteur de la construction représente 37 % des émissions mondiales de CO₂. Cela représente près de 10 Gt de CO₂ uniquement dû au domaine de la construction, en comprenant la fabrication et les travaux de réparation des ouvrages.

L'ingénierie de la maintenance est une discipline en plein essor représentant aujourd'hui l'un des moyens les plus efficaces pour optimiser la durabilité des ouvrages, en misant sur le suivi préventif de l'état des structures et des matériaux constitutifs au dépend d'une approche curative.

En identifiant et en traitant rapidement les signes avant-coureurs de détérioration, il est possible d'éviter des réparations coûteuses à long terme (pouvant aller jusqu'à la démolition/reconstruction). Le suivi permet de cibler et de quantifier judicieusement les zones d'éventuelles réparations et de hiérarchiser les travaux de maintenance en fonction des budgets disponibles. Ceci afin d'optimiser la durée de vie des ouvrages tout en maximisant la sécurité des usagers et en limitant la production de GES.

Il s'avère que le suivi des ouvrages génère d'importants volumes de données multi-échelles et multivariées susceptibles d'évoluer dans l'espace et dans le temps. L'analyse conjointe de ces données est cruciale pour aider à optimiser et à fiabiliser le suivi des structures. Cependant, l'intégration de l'ensemble de ces données peut s'avérer extrêmement complexe, les relations entre les variables disponibles ne présentant pas forcément de liens intuitifs et directs.

La démocratisation récente des méthodes d'intelligence artificielle (IA) permet aujourd'hui d'envisager la valorisation de l'ensemble des données disponibles afin d'améliorer le suivi de l'état des ouvrages et des matériaux constitutifs.

LE PROJET

L'OBJECTIF

L'objectif de ce projet est d'optimiser les actions à mener pour prévenir et agir de manière efficace et juste durant le suivi de la vie des ouvrages.

Parmi les nombreuses méthodes d'IA, les méthodes d'apprentissage automatique (machine learning) sont particulièrement intéressantes car elles permettent de modéliser tout type de données à partir d'une base de données d'apprentissage et d'un jeu de données d'entraînement.

Dans ce projet, il est envisagé d'utiliser une méthode d'IA relativement simple à implémenter. Il s'agit de l'apprentissage supervisé par arbre de décision. Cette méthode sera utilisée comme un interpolateur de données faiblement échantillonnées (variables primaires acquises à faible rendement) dans le champ de données densément échantillonnées (variables secondaires acquises à grand rendement). Ceci afin de produire des cartographies de propriétés physico-chimiques utiles pour améliorer le suivi et la modélisation de nos ouvrages.

LE PRINCIPE

L'arbre de décision est un principe plutôt simple et ancien, qui permet de comparer des variables initiales à une base de données conçue spécialement pour la problématique étudiée. Prenons l'exemple d'une droite qui est créée à partir de plusieurs points.

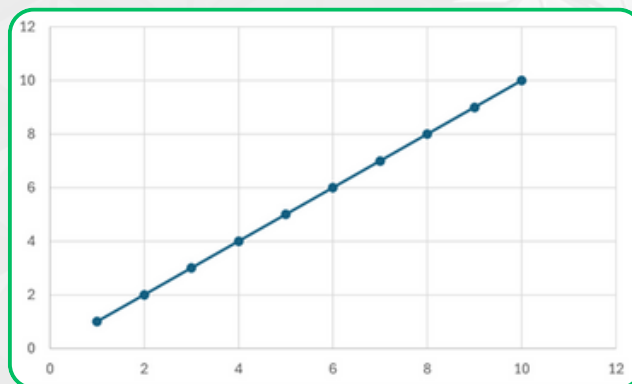


Figure 1 : Graphique d'une droite

Nous connaissons uniquement les points bleus présents sur la courbe, pourtant, dans notre imagination, nous modélisons les points qui sont présents entre les données connues (régression linéaire). Nous venons alors de mettre en application le principe de l'arbre de décision. Sous une autre forme, l'arbre de décision peut aussi être visualisé de cette manière :

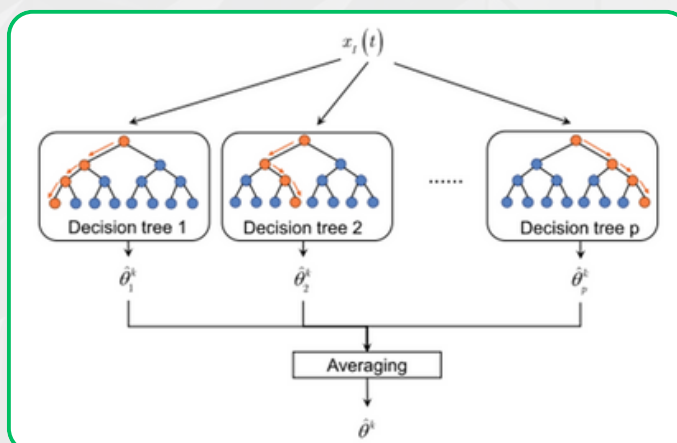


Figure 2 : Schéma du principe de fonctionnement des arbres de décision

Ici, on remarque le principe de fonctionnement de cette méthode. Plusieurs décisions de "résultat" sont établies par le programme d'analyse, puis une valeur est extraite de tous les arbres de décision. Cette dernière valeur est considérée comme celle modélisée par le programme à partir de la base de données. Pour mieux comprendre l'intérêt de cette méthode, nous allons voir une mise en application dans le cas d'une problématique.

MISE EN APPLICATION

Lors du diagnostic d'un ouvrage, il est fréquent de combiner l'acquisition de données (dites « variables primaires ») obtenues ponctuellement (carottages et analyses en laboratoire associées, CND à faible rendement, données de monitoring, etc.) avec la réalisation de contrôles non destructifs (CND) permettant de cartographier certaines propriétés physiques (dites « variables secondaires ») à grand rendement (enrobage, potentiel de corrosion, etc.).

Bien qu'apportant des informations pertinentes, les variables primaires sont généralement longues à acquérir (réalisation d'un carottage et analyses en laboratoire, polarisation d'une armature pour estimation de la vitesse de corrosion, etc.). Lors d'un diagnostic, ces données ponctuelles ne peuvent raisonnablement pas être réalisées sur l'ensemble d'une structure pour des raisons financières et logistiques.

À partir d'un grand nombre de données colocalisées acquises sur un grand nombre d'ouvrages, il apparaît envisageable d'estimer par régression les variables primaires dans le champ des variables secondaires en utilisant des algorithmes d'apprentissage supervisé.

À titre d'exemple, la figure 3 représente la distribution spatiale des valeurs de vitesse de corrosion estimées par régression, à l'aide d'une méthode d'apprentissage supervisé par arbre de décision.

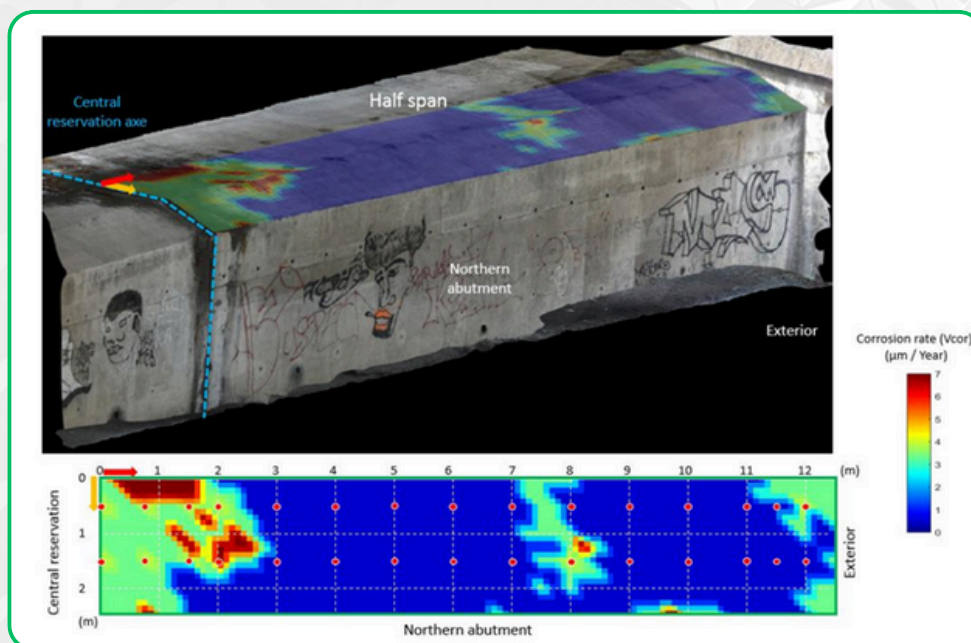


Figure 3 : [3] Exemple de cartographie de vitesse de corrosion obtenue par apprentissage supervisé (extrait de Anterrieu et al. 2019) – Haut : report sur modèle photogrammétrique / Bas : vue en plan

La base de données d'apprentissage utilisée dans cet exemple est composée de quelques centaines de données colocalisées acquises sur différents ouvrages (épaisseur d'enrobage, indice d'humidité relative, potentiel de corrosion, vitesse de corrosion, profondeur du front de carbonatation, profondeur de pénétration des ions chlorure, etc.). Les données d'entraînement correspondent à des mesures CND (variables secondaires).

À partir des données d'apprentissage et des données d'entraînement, l'analyse par arbre de décision a permis de modéliser les vitesses de corrosion en tout point du champ des variables secondaires et ainsi d'estimer les zones de vigilance prioritaire au risque de corrosion sur la portion d'ouvrage étudiée. Afin d'évaluer la fiabilité de l'approche, des mesures de vitesse de corrosion ponctuelles ont été réalisées a posteriori (cf. 30 points rouges sur la cartographie) et ont été comparées aux valeurs estimées par apprentissage automatique.

La figure 4 présente le comparatif des données acquises et des données estimées par arbre de décision.

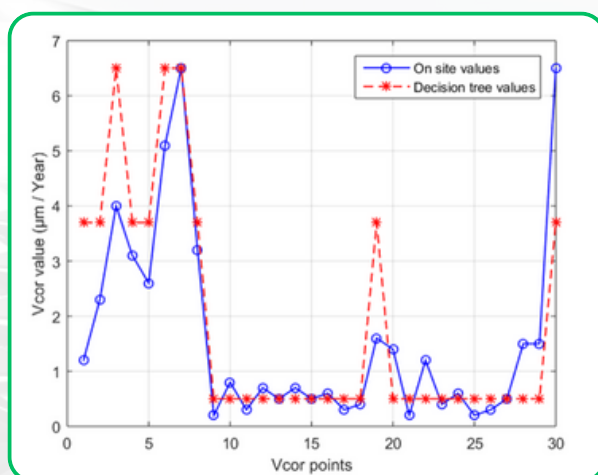


Figure 4 : [3] comparaison des données de vitesse de corrosion mesurées sur site (30 points) et des données estimées par arbre de décision

La figure 4 témoigne de la cohérence entre les données mesurées et celles estimées par apprentissage automatique, les ordres de grandeur étant similaires.

Cet exemple permet d'illustrer le potentiel très prometteur de cette approche malgré la faible quantité de données d'apprentissage.

Ce projet a donc pour but de nous faire imaginer bien plus grand avec de la modélisation de plusieurs propriétés des bétons. L'objectif est maintenant de récolter des données matérielles colocalisées sur site et issues des résultats de laboratoire, pour modéliser un maximum de propriétés. La porosité, la densité, la résistance en compression, le rapport e/c, l'âge de l'ouvrage, le type de ciment, toutes ces propriétés aideront à modéliser des vitesses de corrosion, des fronts de carbonatation et d'ion chlorure, etc. À terme, une autre piste de développement pourrait être de modéliser l'évolution de ces propriétés dans le temps. En associant une variable temporelle aux données mesurées, nous pourrions potentiellement modéliser l'évolution de certains paramètres en lien avec la durabilité de manière diachronique, ce qui deviendrait un atout majeur dans le cadre de l'étude, du diagnostic et de la maintenance des ouvrages. Ainsi, la maintenance serait plus précise, moins coûteuse et les réparations seraient plus ciblées, ce qui à terme permettrait de maximiser la durée de vie tout en réduisant l'impact écologique de l'entretien des ouvrages.

CONCLUSION

Sachant qu'aujourd'hui les pathologies sont un réel problème pour la durée de vie des ouvrages, il est important de pouvoir modéliser au mieux les propriétés qui caractérisent ces pathologies.

Ce projet permettra de contenir toutes les données qui décrivent les structures qui nous entourent et de comprendre au mieux tous les bâtiments pour les suivre et les maintenir debout le plus longtemps possible. D'autre part, grâce à cette méthode, il serait aussi possible d'intégrer les « nouveaux bétons » qui arriveront sur le marché dans quelques années. Car même sans comprendre totalement les principes mis en relation à l'échelle atomique, nous pouvons trouver des liens et comprendre comment influent les éléments entre eux grâce à la modélisation et aux arbres de décisions !

SOURCE

- [1] Oxford Economics. (2021). Future of Construction gives forecasts for global construction to 2030. Retrieved from [\[1\] Oxford Economics. \(2021\). Future of Construction gives forecasts for global construction to 2030. Retrieved from](#)
- [2] United Nations Environment Programme. (2022). 2022 Global Status Report for Buildings and Construction: Towards a Zero-emission, Efficient and Resilient Buildings and Construction Sector. Retrieved from [\[2\] United Nations Environment Programme. \(2022\). 2022 Global Status Report for Buildings and Construction: Towards a Zero-emission, Efficient and Resilient Buildings and Construction Sector. Retrieved from](#)
- [3] Anterrieu, O., Giroux, B., Gloaguen, E., & Carde, C. (2019). Non-destructive data assimilation as a tool to diagnose corrosion rate in reinforced concrete structures. *Journal of Building Engineering*, 23, 193-206.