



Méthodes de machine learning pour la prédiction de trajets de fissures dans les matériaux cimentaires sur la base de descripteurs morphologiques locaux

Kathleen Pele, Frédéric Perales, Jean Baccou, Yann Monerie, Loïc Daridon, Thibaut Le Gouic, Jacques Liandrat

► To cite this version:

Kathleen Pele, Frédéric Perales, Jean Baccou, Yann Monerie, Loïc Daridon, et al.. Méthodes de machine learning pour la prédiction de trajets de fissures dans les matériaux cimentaires sur la base de descripteurs morphologiques locaux. 14e Colloque National en Calcul de Structures - CSMA 2019, May 2019, Giens, France. hal-02456777

HAL Id: hal-02456777

<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02456777>

Submitted on 27 Jan 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Méthodes de machine learning pour la prédiction de trajets de fissures dans les matériaux cimentaires sur la base de descripteurs morphologiques locaux.

K.Pele¹, F.Perales^{2,4}, J.Baccou^{2,4},
Y. Monerie^{3,4}, L. Daridon^{3,4}, T.Le Gouic¹, J. Liandrat¹

¹ Ecole Centrale de Marseille,

² IRSN/PSN/SEMIA

³ LMGC, UNIVERSITÉ MONTPELLIER, CNRS (UMR 5508)

⁴ MIST (IRSN-CNRS-UM)

Résumé —

La construction d'un matériau numérique repose sur des descripteurs morphologiques qui caractérisent un matériau réel à l'aide d'informations statistiques et géométriques. La microstructure numérique générée est qualifiée statistiquement semblable par rapport à la réalité. Or deux microstructures statistiquement semblables peuvent présenter des comportements de fissuration différents. Ces différences peuvent avoir une influence sur la perméabilité des enceintes. Pour contourner cette limitation, nous proposons dans ce travail une nouvelle approche qui combine descripteurs morphologiques et modèle de prédiction de fissure pour évaluer la similarité entre 2 microstructures.

Mots clés — microstructure mécanique, fissuration, descripteurs morphologiques, Machine Learning .

1 Introduction

Ce sujet s'inscrit dans le cadre de l'étude du vieillissement du béton. Les propriétés thermochimio-mécaniques du béton peuvent évoluer au cours du temps, en particulier avec le développement de pathologies telles que les réactions de gonflement interne. Il est ainsi important d'analyser les conséquences de ces modifications, notamment en termes de fissuration. Le béton est un matériau très hétérogène (granulats de tailles et d'orientations diverses, mortier poreux) ce qui rend son étude complexe. La représentation numérique est donc incontournable dans cet objectif de suivi et d'analyse. Le but est de générer un béton numérique représentatif du matériau réel. La qualité de celle-ci est majeure. Or actuellement la base de descripteurs à l'origine de la génération de microstructures de béton numérique est insuffisante car deux microstructures "statistiquement semblable" donnent des faciès de fissuration différents. Pour répondre à cette problématique, le développement de nouveaux descripteurs morphologiques plus adaptés pour traiter des problèmes de fissuration est mis en place. Leur construction intègre des informations locales sur la microstructure telles que l'orientation des granulats et la distance qui les sépare. Des modèles de prédiction du trajet de fissure sont développés et utilisent ces descripteurs. L'analyse des prédictions résultantes renseignera sur la pertinence des descripteurs et la cohérence des modèles. Avec ces modèles, il sera possible de déterminer si deux microstructures numériques sont semblables au niveau de la fissuration et de disposer rapidement d'une estimation du trajet de fissure. Les différents résultats obtenus par ces différents modèles seront exposés en fin de ce document.

2 Génération d'un béton numérique

2.1 Description générale de la génération d'un béton numérique

La génération un béton numérique est réalisée à l'aide de différents descripteurs morphologiques [5] comme par exemple le covariogramme. Un certain nombre d'étapes de traitement est nécessaire afin d'obtenir un matériau numérique équivalent. Ces étapes sont décrites en détail dans [1].

La création du béton numérique repose sur l'image d'un béton réel (voir FIGURE 1)

A partir des différents descripteurs morphologiques, on récupère des informations sur la structure réel du béton.



FIGURE 1 – Béton réel

Le covariogramme permet notamment d'étudier la distribution et l'organisation relative des phases d'un milieu aléatoire. Le covariogramme $C(x, x+h)$ représente la probabilité qu'a un point x situé dans une phase donnée A , ici un granulat, que $x+h$ soit toujours dans la même phase :

$$C(x, x+h) = P(x \in A, x+h \in A)$$

A partir de ces informations morphologiques et de choix arbitraires sur la forme des granulats, la microstructure est générée et est alors statistiquement semblable à la réalité (voir FIGURE2).

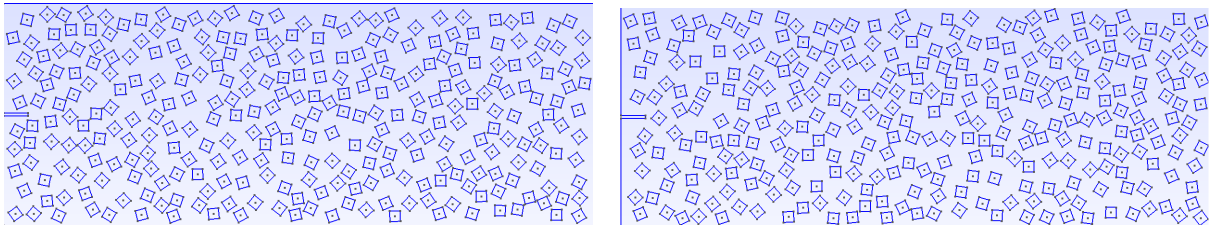


FIGURE 2 – Exemples de Microstructures générées

La pertinence de la microstructure générée est analysée à posteriori. La comparaison de plusieurs descripteurs morphologiques entre le béton réel et numérique s'assure de la représentativité du béton numérique

2.2 Limitations des descripteurs

On peut voir sur les figures 3 et 4 le covariogramme de deux microstructures semblables(voir figure 5) ainsi que les faciès différents de fissuration.

Deux microstructures statistiquement semblables peuvent présenter des comportements de fissuration différents [2]. L'ensemble des descripteurs actuels se révèle donc insuffisant pour caractériser un béton numérique équivalent.

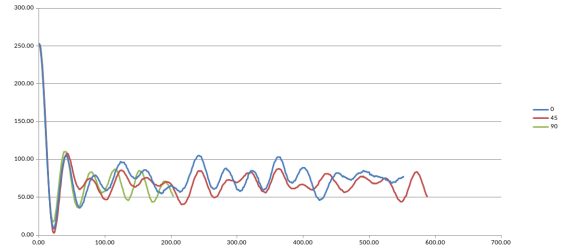
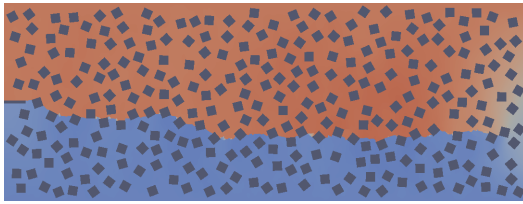


FIGURE 3 – Microstructure n°33 et son covariogramme dans 3 directions

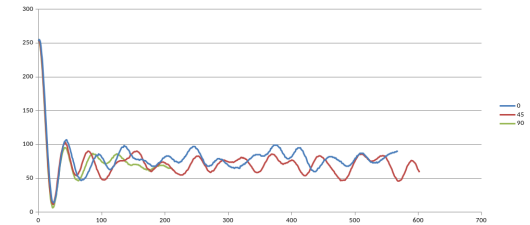
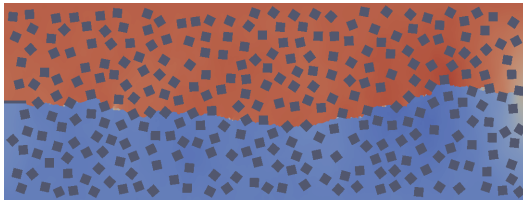


FIGURE 4 – Microstructure n°5 et son covariogramme dans 3 directions

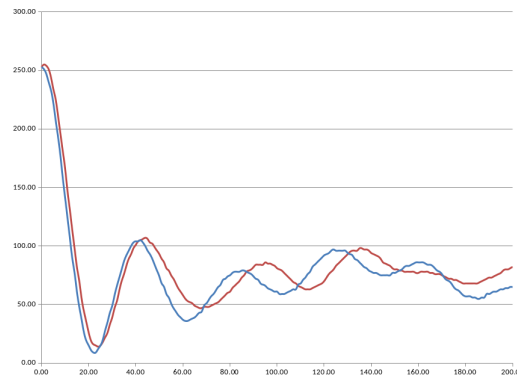


FIGURE 5 – Similarité des covariogrammes des deux microstructure (dans la direction 0°)

Nous développerons dans la suite une nouvelle approche, afin d'évaluer de façon pertinente, la similarité entre deux microstructures dans le cadre de la fissuration. Le point de départ est l'enrichissement de la base de descripteurs en exploitant des informations locales associées à la microstructure.

3 Descripteurs morphologiques caractérisant la fissuration

L'influence de la configuration locale de la microstructure est un phénomène qui impacte énormément la trajectoire de la fissure. C'est pourquoi pour caractériser la fissure, des informations sont extraites de cette configuration et conduisent à la définition de nouveaux descripteurs. Un algorithme d'évaluation de ces descripteurs pour un ensemble de points discrétisant une microstructure est ensuite introduit afin de construire une base d'apprentissage pour l'identification d'un modèle de prédiction de fissure.

3.1 Descripteurs pour la fissuration

La configuration locale est au coeur du phénomène de fissuration [3]. En effet, sans obstacle (dans la matrice) la fissure se propage perpendiculairement à la traction jusqu'à rupture de la microstructure. La zone interfaciale granulat-pâte de ciment est une zone privilégiée pour la rupture. Par conséquent la fissure se propage préférentiellement à l'interface des granulats. Les descripteurs développés sont liés à la position et à l'orientation des granulats. Ils permettent de décrire le chemin de la fissure dans un certain voisinage.

Définition des descripteurs : Si X_0 désigne un point de la microstructure situé sur le granulat g_0 et X un autre point de la microstructure, si \vec{u} désigne la direction perpendiculaire au sens de l'effort exercé sur la microstructure, on définit :

- la distance euclidienne $d(X_0, X) = \|\vec{X_0X}\|_2$
- l'angle par rapport à la direction de l'effort : $\theta(X_0, X) = \frac{\arccos(\langle \vec{X_0X}, \vec{u} \rangle)}{\|\vec{X_0X}\| \|\vec{u}\|}$
- l'appartenance au même granulat : $\varepsilon(X_0, X) = \mathbf{1}_{g_0}(X) = \begin{cases} 1 & \text{si } X \in g_0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

Une version normalisée est introduite :

- pour la distance euclidienne $d_{norm}(X_0, X) = \frac{d(X_0, X)}{d_{max}}$
- pour l'angle par rapport à la direction de traction : $\theta_{norm}(X_0, X) = \frac{\theta(X_0, X)}{\theta_{max}}$

Les 2 premiers descripteurs, distance et angle, sont restreints par un cône prenant en compte la zone d'influence de la fissure. Ce cône prend en compte que la fissure ne traverse pas les granulats.

Le descripteur "appartenance au granulat" a été mis en place en raison de la grande porosité de la frontière des granulats.

3.2 Base d'apprentissage

Notre ensemble d'apprentissage est constitué des descripteurs récupérés par un algorithme sur un ensemble de 17 microstructures fissurés par le logiciel Xper. La plateforme Xper (eXtended cohesive zone models and PERiodic homogenization) permet de simuler la rupture dynamique de matériaux hétérogènes jusqu'à la ruine des structures [6]. Deux de ces microstructures fissurés ont été présenté dans la section 2.2 (voir FIGURE3 et 4).

L'algorithme va créer un cône qui s'apparente au champ de vision de la fissure et parcourt les fissures des microstructures de notre ensemble d'apprentissage (voir FIGURE6).

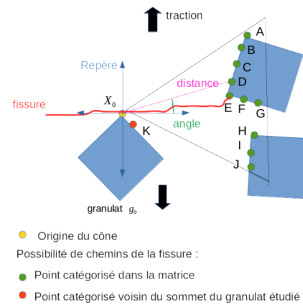


FIGURE 6 – Principe de l'algorithme

Pour chacun des points visualisés, un triplet de descripteurs est associé. Puisque l'algorithme récupère ces points à partir d'une microstructure fissurée, l'un d'entre eux correspond obligatoirement au choix de la fissure (dans la FIGURE6 c'est le point E). C'est à partir de ce point que le cône se positionne et le processus se répète jusqu'à atteindre le bord de la microstructure (voir FIGURE6).

Deux ensembles de triplets de descripteurs sont obtenus pour une microstructure donnée, ceux correspondant aux points choisis par la fissure et l'autre correspondant aux éventualités de chemin. C'est à partir de ces deux ensembles qu'il est possible de déterminer si les descripteurs sont pertinents dans la caractérisation de la fissuration.

Cet ensemble de données constitue notre ensemble d'apprentissage. Ces descripteurs (distance, angle, appartenance au granulat) sont associés à un label. Le label désigne le fait d'être choisi par la fissure ou pas.

En comparant les descripteurs obtenus pour une microstructure, il est clair que la fissure choisit préférentiellement parmi son voisinage les points dont la distance est relativement faible (voir FIGURE7)

La fissure cherche donc à parcourir le moins de matrice possible, pour atteindre le granulat le plus proche. Par ailleurs, l'angle associé aux points choisis élevé en moyenne, ce phénomène est dû au contournement des granulats.

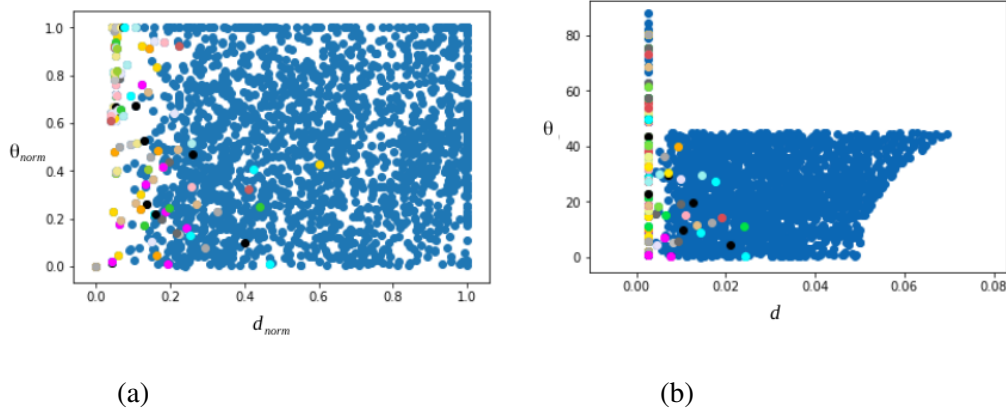


FIGURE 7 – (a) Descripteurs des points version normalisés (b) Descripteurs des points non normalisés

En effet, la zone d'interface granulats-pâte de ciment est faiblement résistante, la fissure favorise le contournement des granulats même si cela implique que la direction suivie soit perpendiculaire au sens de l'effort. Cet ensemble de descripteurs traduit donc correctement le comportement de la fissure. Par ailleurs, ces observations montrent un comportement différent sur le granulat ou dans la matrice ce qui suggère deux approches le traitement des descripteurs :

- séparer les descripteurs sur le même granulat $(d_i, \theta_i)_{i \in I_{granulat}}$, de ceux dans la matrice $(d_i, \theta_i)_{i \in I_{matrice}}$
- conserver l'ensemble des descripteurs sans séparation $(d_i, \theta_i, \varepsilon_i)_{i \in I_{granulat} \cup I_{matrice}}$

4 Modèle d'apprentissage pour la prédiction de trajet de fissuration

4.1 Modélisation mathématique

Les descripteurs d'angle et de distance permettent de distinguer les points choisis par la fissure et donc son comportement au sein de la microstructure. Le but est de s'assurer de la pertinence de ces derniers en les exploitant dans des modèles de prédictions. La trajectoire de la fissure passe par un certain nombre de sommets au sein de la microstructure dont on retient la distance et l'angle. On veut déterminer la loi associée à cette suite de points pour pouvoir modéliser la propagation de la fissure. Selon l'exactitude des chemins de fissure résultant des prédictions, il sera possible de déterminer si les descripteurs choisis sont pertinents. De plus, ces résultats apporteront une réflexion sur la nécessité de l'ajout de nouveaux descripteurs complétant ceux présentés.

4.2 Construction du modèle

Soit $(X_i)_i$ notre vecteur aléatoire représentant notre fissure (qui correspond à une suite de points). Soit x_0 le point de départ de la fissure. Une fissure est modélisée par la suite (finie) de points (x_0, \dots, x_n) par laquelle elle passe. Chaque x_i point de la fissure est associé au couple (d_i, θ_i) et correspond au i ème couple issu du vecteur aléatoire $X_i = (D_i, A_i)$ ou D_i et A_i sont nos deux vecteurs aléatoires associés respectivement à la distance et à l'angle.

4.2.1 Modélisation probabiliste

On suppose ici que les 2 variables aléatoires D_i, A_i sont indépendantes et suivent chacune une loi exponentielle de paramètre λ_1 et λ_2 respectivement.

Modèle 1 : Ce modèle intègre les deux premiers descripteurs morphologiques et l'identification de ces paramètres se base sur une séparation de l'ensemble d'apprentissage. La densité prend cette forme :

$$f_1(d, \theta; \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4) = \begin{cases} \lambda_1 \lambda_2 \exp^{-\lambda_1 d - \lambda_2 \theta} & \text{si on reste sur le même granulat} \\ \lambda_3 \lambda_4 \exp^{-\lambda_3 d - \lambda_4 \theta} & \text{si on traverse la matrice} \end{cases}$$

On dissocie bien les 2 comportements. Λ a donc 4 composantes (λ_1, λ_2) pour le comportement sur le granulat et (λ_3, λ_4) pour le comportement entre granulats.

Modèle 2 : Ce modèle intègre trois descripteurs et un ensemble d'apprentissage. La densité sera alors :

$$f_2(d, \theta, \varepsilon; \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3) = \lambda_1 \lambda_2 \lambda_3 \exp(-\lambda_1 d - \lambda_2 \theta - \lambda_3 \varepsilon)$$

Une estimation par le maximum de vraisemblance [4] permet de récupérer nos paramètres.

4.2.2 Modèle de régression

La méthode SVM(Support Vector Regression) sert à l'origine à la classification de données, mais elle peut aussi être employé pour de la régression. Pour résoudre le problème de régression, SVM utilise le même principe que pour la classification. La fonction de régression est modélisé par un hyperplan qui se situe au centre d'un hyper-tube contenant le maximum de données qui nous intéresse (ici les points choisis par la fissures). Dans notre cas, on suppose que l'hyperplan choisi est de nature linéaire. Le modèle de régression utilisé prend alors cette forme :

Modèle SVM :

$$y = w_1 d + w_2 \theta + w_3 \varepsilon + b$$

où :

- y est la "variable à expliquer", si le triplet (x, θ, ε) correspond à un choix de la fissure($y=1$) ou pas ($y=-1$);
- (x, θ, ε) est le triplet de données récoltés sur nos microstructures;
- w_1, w_2, w_3 et b sont les paramètres définissant l'hyperplan.

Ici la méthode SVM(Support Vector Machine [4]) permet de calculer nos paramètres.

4.3 Réalisation de la prédiction à partir des modèles

Quelque soit le modèle, le principe est toujours, à partir d'un sommet fissuré (le sommet initial est défini par la pré-fissure), de récolter l'ensemble des sommets et points milieux du cône de vision candidats pour être le prochain sommet ou point milieu fissuré puis de se servir du modèle pour sélectionner celui qui a le plus fort potentiel d'être choisi par la fissure. Le plus fort potentiel d'être choisi par la fissure sera associé au point dont les valeurs des descripteurs morphologiques maximisent la fonction du modèle choisi.

5 Résultats numériques

Pour évaluer les performances des modèles proposée, la tortuosité des chemins prédits est étudié. La récupération de la tortuosité permet d'avoir une idée de la complexité et de la longueur du chemin effectué. Plus la valeur est élevée, plus le chemin est complexe. Autrement dit, une fissure avec une tortuosité élevée a probablement fait de nombreux contournements de granulats, ce qui par conséquent rallonge son chemin. Il existe d'autres grandeurs mécaniques qui apporte des renseignements sur la fissure. Or comme les descripteurs apportent une information locale, l'analyse de la tortuosité semble être un choix judicieux puisqu'elle informe indirectement sur le déplacement de la fissure par rapport aux granulats.

Une fois les paramètres déterminés pour les différents modèles à l'aide de la base d'apprentissage. L'algorithme de prédiction est alors utilisée sur les microstructures de l'ensemble d'apprentissage non fissuré. On récupère donc 17 trajectoire prédites et leurs tortuosités. Ainsi une comparaison est effectué entre les trajectoires des microstructures fissuré de l'ensemble d'apprentissage et celle que l'algorithme a prédit. La figure 8 fournit ces résultats pour chacune des 17 microstructures.

Il est clair que le modèle 2 se révèle beaucoup trop imprécis pour être conservé. Au contraire le modèle 1 et le modèle SVM semblent être des pistes intéressantes car elles conduisent à des résultats proches de la tortuosité réelle.

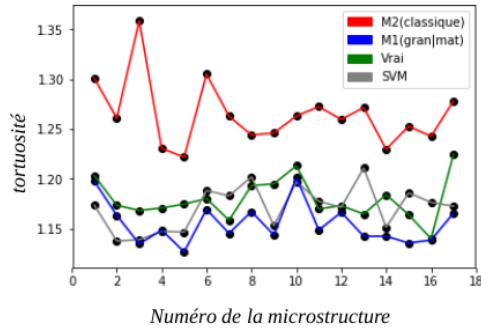


FIGURE 8 – Tortuosité des fissures selon différentes méthodes

En s'intéressant aux résultats visuels des trajets de fissure des prédictions, la trajectoire estimée par la méthode SVM semble moins correcte. En effet, dès que la fissure quitte le granulat, sa trajectoire devient colinéaire avec le sens de l'effort (voir FIGURE10) et ignore les granulats les plus proches. Malgré les résultats prometteurs en terme de tortuosité, le modèle SVM ne reproduit pas correctement le comportement de la fissure. Le modèle 1 conduit à la meilleure qualité de la prédiction tant en terme de trajet de fissure (voir FIGURE9) que de tortuosité.

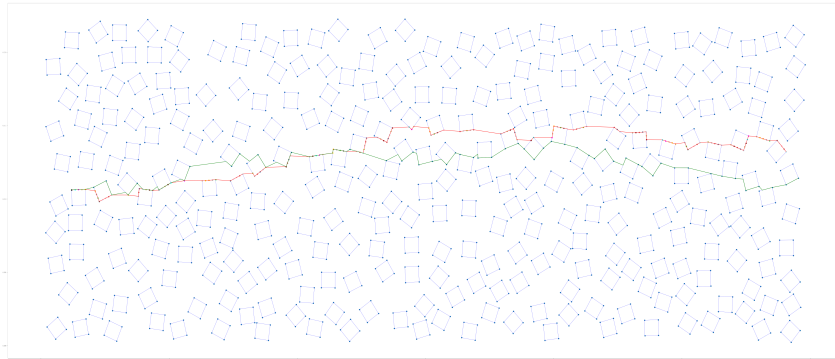


FIGURE 9 – Résultats de l'algorithme de prédiction avec le modèle 1 (fonction de vraisemblance) avec en vert le chemin réel et en rouge la prédiction.

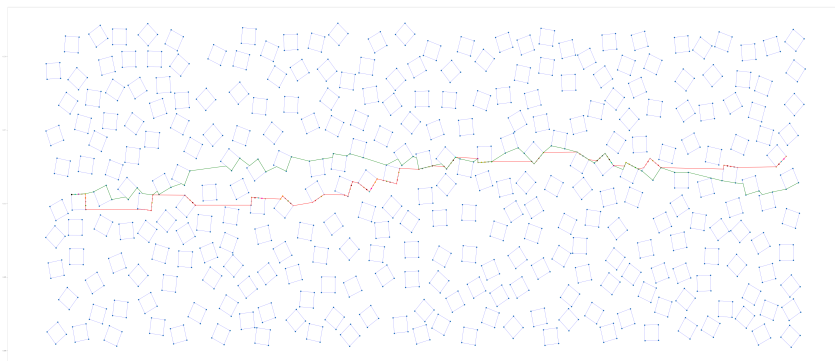


FIGURE 10 – Résultats de l'algorithme de prédiction avec le modèle SVM avec en vert le chemin réel et en rouge la prédiction.

L'intérêt du modèle 1 se confirme après une validation croisée. Le principe est le suivant, l'estimation des paramètres est réalisée à partir des descripteurs récupérés uniquement sur 16 microstructures (donc pas la totalité de l'ensemble d'apprentissage) et l'on réalise une prédiction sur une microstructure saine qui n'a pas servi à construire les paramètres. Ce procédé est répété pour chacune des 17 microstructures afin que chacune d'entre elle puisse être catégorisée comme saine pour la prédiction. Ensuite, l'erreur est calculée entre les prédictions saines et la réalité, le résultat est présenté à l'aide de boxplots (voir FIGURE 11). L'erreur commise par le modèle 1 s'avère relativement faible. La tortuosité prédite par le modèle 1 commet une erreur moyenne de seulement 5



FIGURE 11 – Résultat de la validation croisée effectuée sur les 17 microstructures pour le modèle 1 (modèle sep) et 2 (modèle NON sep)

6 Conclusion

Dans cet article, les contributions ont porté sur le développement de nouveaux descripteurs morphologiques prenant en compte la configuration locale des granulats. Ces indicateurs ont permis d'analyser plus finement le trajet d'une fissure. Ils sont donc plus adaptés au problème de fissuration mécanique que des indicateurs classiques comme le covariogramme implémenté dans le logiciel MORCO. Ces nouveaux indicateurs ont ensuite servi de base à la construction de différents outils statistiques pour pouvoir prédire le trajet d'une fissure. Les premiers résultats ont montré notamment qu'une modélisation distinguant le comportement de la fissure sur un même granulat et entre granulats était la plus pertinente. Les applications numériques de ces contributions ont nécessité le développement d'un algorithme de calcul réalisé en langage python.

Les perspectives de ce travail concernent l'enrichissement du modèle 1 de prédiction via une modélisation plus fine à base de chaîne de Markov et l'intégration de paramètres mécaniques supplémentaires. Ils s'agira également de tester la robustesse des algorithmes de prédiction sur des microstructures plus complexes avec des granulats de tailles et de formes différentes.

Références

- [1] C. Pelissou *Représentativité d'un béton numérique : stratégie d'élaboration d'un protocole de génération de microstructure équivalente*, Rapport PSN-RES/SEMIA, 2013.
- [2] E. Delaume *Méthode de raffinement local adaptatif multi-niveaux pour la fissuration des matériaux hétérogènes*, Université de Montpellier, 2017.
- [3] R. Affes *Relations microstructure-fissuration-perméabilité dans les milieux granulaires cimentés*, Université de Montpellier, 2012.
- [4] T.Hasti, R.Tibshirani, J.Friedman *The Elements of Statistical Learning Data Mining, Inference, and Prediction*, Springer Series in Statistics, 2013.
- [5] D. Jeulin *Caractérisation morphologique et modèles de structures aléatoires.*, Hermes Science, 2015.
- [6] F.Perales, F.Dubois, Y.Monerie, B.Piar, L.Stainier *A NonSmooth Contact Dynamics-based multi-domain solver. Code coupling (Xper) and application to fracture.*, Eur. J. Comp. Mech, 2010