



HAL
open science

Frottement multi-échelle : de la rugosité au calcul de structure via l'utilisation du Deep Learning

Victor Lalleman, Vincent Magnier, Pierre Gosselet, Cédric Hubert, Stéphane Salengro

► **To cite this version:**

Victor Lalleman, Vincent Magnier, Pierre Gosselet, Cédric Hubert, Stéphane Salengro. Frottement multi-échelle : de la rugosité au calcul de structure via l'utilisation du Deep Learning. 16ème Colloque National en Calcul de Structures, CNRS, CSMA, ENS Paris-Saclay, CentraleSupélec, May 2024, Giens, France. hal-04610942

HAL Id: hal-04610942

<https://hal.science/hal-04610942v1>

Submitted on 20 Oct 2024

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.

Frottement multi-échelle : de la rugosité au calcul de structure via l'utilisation du Deep Learning

V. Lalleman¹, P. Gosselet¹, C. Hubert², S. Salengro³, V. Magnier¹

¹ Univ. Lille, CNRS, Centrale Lille, UMR 9013 – LaMcube – Laboratoire de Mécanique, Multiphysique, Multiéchelle, F-59000 Lille, France

² LAMIH – Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique industrielles et Humaines – UMR 8201

³ MG-Valdunes, MA-Steel, France

Résumé — La présence de défauts de surface (rugosité, défauts de surface, profils, etc.) au sein d'un contact entraîne indéniablement une modification de ses propriétés locales comme le coefficient de frottement. Sur les opérations de calage de roues sur essieux ferroviaires, cet état de surface est essentiel car il conditionne la bonne conception en fatigue lors de son utilisation finale. L'objectif est alors de proposer une stratégie numérique multi-échelle pour mieux comprendre les phénomènes.

Mots clefs — Coefficient de frottement, deep learning, calage, approche multiéchelle.

1. Introduction

Les Trains à Grande Vitesse (TGV) en France utilisent des bogies pour supporter leur structure. Ces bogies se placent entre deux voitures consécutives, renforçant ainsi la solidité du convoi. Ils sont équipés de deux essieux-axes sur lesquels sont montés les organes de roulement tels que les roues, les disques de frein et les boîtes d'essieu. La sécurité du convoi dépend en grande partie de ces essieux montés. Bien que les défaillances d'essieux en service soient extrêmement rares, elles peuvent avoir des conséquences catastrophiques.

Des recherches ont montré que sur les essieux montés, la prise en compte de toutes les étapes de la chaîne de fabrication (forgeage, calage, sollicitations cycliques) doit être considérée en vue d'un dimensionnement pertinent du système dans son usage classique [1]. Dans un souci de prédiction des durées de vie, des outils numériques ont été développés avec un point de systémique. Néanmoins, au regard de l'expérience, il a pu être montré qu'il subsistait des phénomènes locaux qui influencent la durabilité du système, mettant en évidence l'importance de considérer l'aspect multiéchelle. Plus précisément, les défauts de surface lors de l'opération de calage jouent un rôle primordial sur le serrage entre la roue et l'essieu, et la sollicitation cyclique engendre des phénomènes de fretting fatigue aux bords des portées de calage [2]. Cet aspect est essentiel pour la sécurité des essieux. L'objectif ici est alors de proposer une stratégie numérique permettant de considérer la rugosité dans un modèle éléments finis de structure.

Des travaux dans cette direction ont déjà été réalisés par Yassine Waddad dans un modèle patin + disque de frein [3]. La rugosité est retranscrite comme une rigidité normale au contact. En comparant les évolutions de la pression et de la température de contact entre un modèle parfait, c'est-à-dire avec des surfaces parfaitement lisses, et un modèle avec rugosité, on constate dans le premier cas que celles-ci augmentent à l'entrée du contact et augmentent progressivement dans le reste du patin. Dans le second cas, elles sont plus élevées là où la rugosité est la plus prononcée. Alors qu'il s'est concentré sur le comportement normal des surfaces, nous allons maintenant approfondir l'aspect tangentiel du problème par le biais du glissement de surface.

Dans ses travaux, Baptiste Hendrycks a notamment mis en évidence, grâce à des calculs par éléments finis, l'impact des défauts de surface sur le serrage entre la roue et l'essieu et sur l'effort nécessaire pour déplacer la roue [4]. Il est donc nécessaire de calibrer ce paramètre.

La méthode des éléments discrets (DEM) est une méthode numérique créée par Cundall en 1979 [5][6][7]. Elle consiste à représenter la matière comme un agglomérat de particules représentant des points de masse, reliées entre elles par des lois d'interaction. Elle est ainsi employée pour résoudre les équations de la dynamique dans des milieux granulaires et pour évaluer l'endommagement de solides via l'amorçage et la propagation de fissures dans le domaine [8][9].

La stratégie se décompose en deux étapes. Tout d'abord, pour prendre en compte les défauts de surface, une modélisation basée sur la méthode des éléments discrets est réalisée. Dans un second temps, les résultats issus de la DEM sont injectés dans un calcul par éléments finis considérant implicitement les défauts. Au vu de la grande diversité des défauts de surface (taille, dispersion, hauteur, etc) que l'on peut obtenir expérimentalement, un grand nombre de simulations DEM est réalisé et est couplé à une architecture de deep learning. Ce dernier étant souvent utilisé en tribologie [10][11]. Les résultats prédits par l'intelligence artificielle (IA) seront ainsi introduits dans un modèle éléments finis simulant l'opération d'assemblage à une échelle plus locale.

2. Génération de la base de données

2.1. Modèle éléments finis

La simulation macroscopique de l'opération de calage est réalisée via la méthode des éléments finis. Il s'agit d'un modèle axisymétrique, et comprend deux domaines : un essieu, et une roue. La révolution est ainsi faite par rapport à l'axe central de l'essieu, située à gauche dans les deux images de la figure 1. Un déplacement à vitesse constante est ensuite imposé sur la face inférieure de la roue pour faire glisser cette dernière le long de l'essieu et la mettre en position. Le serrage est d'environ 0.3mm, et un contact avec un coefficient de frottement global de 0.110 est imposé dans cette simulation macroscopique entre la portée de calage de l'essieu et le rayon intérieur de la roue.

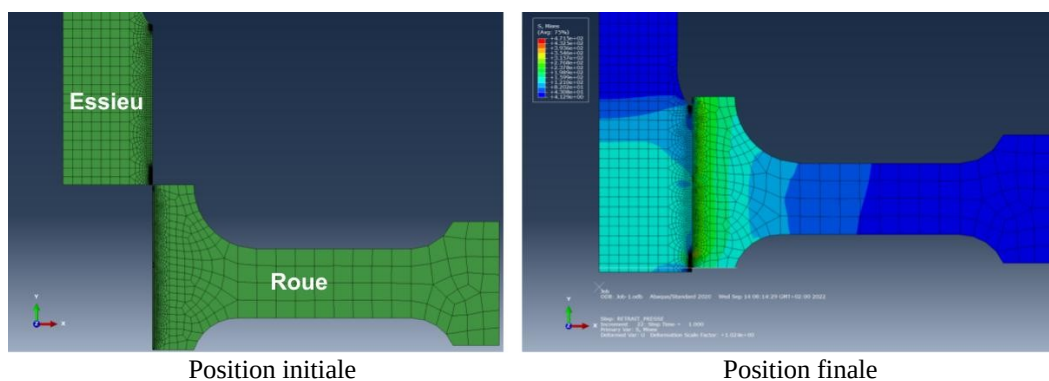


Figure1 : Modélisation axisymétrique de l'opération de calage avec la méthode des éléments finis

2.2. Modèle éléments discrets

L'utilisation de la méthode des éléments discrets va permettre d'enrichir le coefficient de frottement local (et donc de remplacer la valeur du coefficient de frottement global utilisé dans la précédente simulation). La stratégie consiste à attribuer à l'échelle de chaque élément fini (~1mm de longueur caractéristique) une valeur spécifique de coefficient de frottement. Le modèle DEM représentant ~1mm est visible sur la figure 2. L'une des plaques est pilotée en déplacement depuis sa partie supérieure, et correspond à la roue. La seconde est encastrée au niveau de sa surface inférieure et correspond à l'essieu. Un coefficient de frottement microscopique est introduit entre les éléments

discrets de la roue et ceux de l'essieu. Afin d'introduire la raideur du système, des éléments poutres sont ajoutés au-dessus de la plaque supérieure et en dessous de la plaque inférieure.

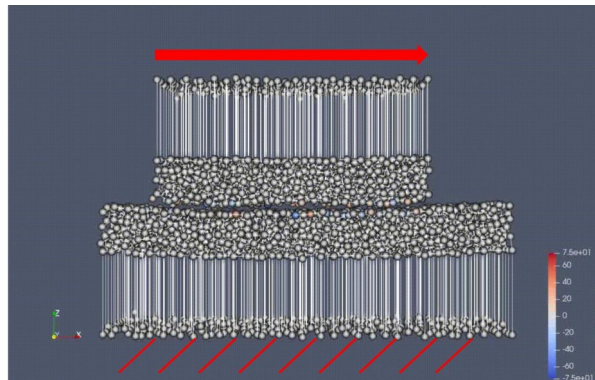


Figure 2 : Modélisation 3D de l'opération de calage via la méthode des éléments discrets

Chaque domaine, composé d'éléments discrets, est obtenu en modélisant d'abord un maillage surfacique sous la forme d'une boîte, comme celle visible dans la figure 3. Celui-ci est ensuite donné au logiciel de calcul qui est capable de le remplir d'éléments discrets et de relier ces éléments via des poutres. La génération de la rugosité intervient au moment de la création du maillage surfacique, via un algorithme Diamond-Square, une méthode permettant de réaliser des surfaces fractales [12]. Une des faces du maillage surfacique est générée via cet algorithme et représente la surface rugueuse. Les éléments discrets épousent cette surface rugueuse lors de la création du domaine, et donnent un domaine compact, voir l'exemple de la figure 4. Les tailles caractéristiques des rugosités sont inspirées des mesures expérimentales.

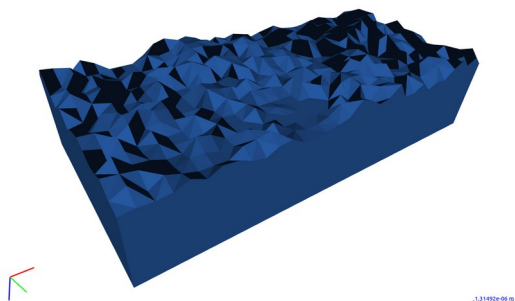


Figure 3 : Maillage surfacique obtenu avec l'algorithme Diamond-Square

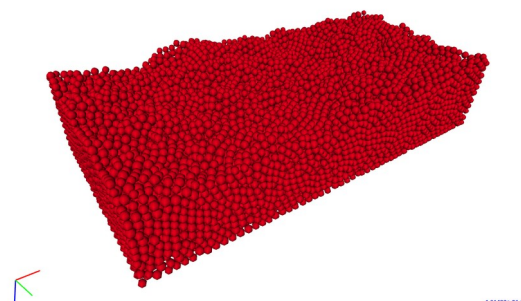


Figure 4 : Domaine compact associé

2.3. Calibration des paramètres microscopiques

Afin de retrouver le comportement des matériaux dans notre modélisation, il est nécessaire de quantifier les lois d'interactions reliant les éléments discrets entre eux, via la calibration des paramètres microscopiques. Dans notre cas, les éléments discrets sont reliés entre eux par des poutres cylindriques de Bernoulli, permettant ainsi de décrire la géométrie de chaque poutre avec uniquement deux paramètres : la longueur de la poutre, calculée automatiquement par le logiciel, et le rayon. Les paramètres mécaniques sont quant à eux définis par le module de Young et le coefficient de Poisson microscopiques.

L'objectif est donc de déterminer les paramètres microscopiques permettant d'obtenir le même comportement macroscopique dans la simulation que celui obtenu expérimentalement. La méthode proposée par Damien André consiste à mettre en œuvre un essai numérique de traction quasi- statique [13]. Grâce à la théorie de la résistance des matériaux pour des poutres d'Euler-Bernoulli, il est

possible de déterminer de façon analytique le module de Young et le coefficient de Poisson macroscopiques. En étudiant l'impact de chaque paramètre microscopique sur les paramètres macroscopiques, comme montré dans la figure 5, il est possible d'élaborer une stratégie pour calibrer les paramètres numériques.

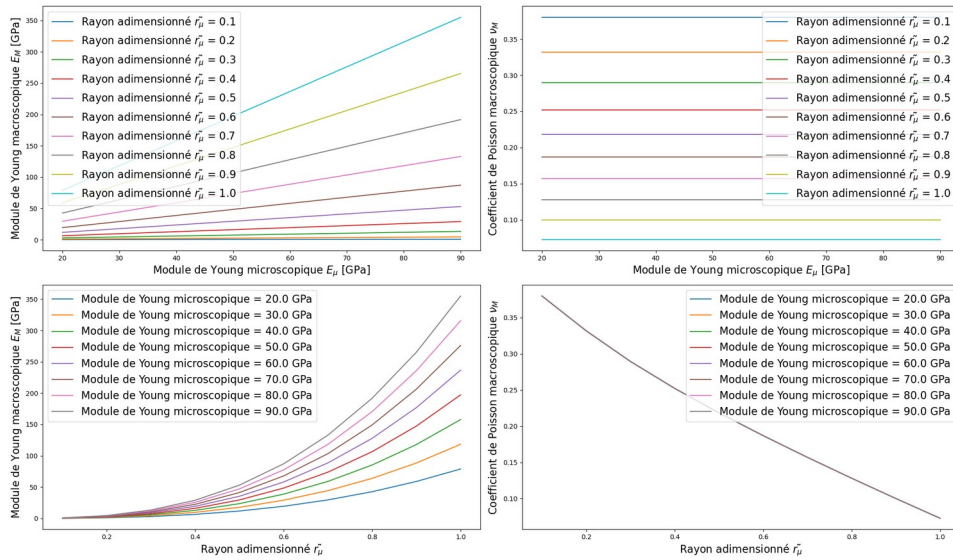


Figure 5 : Influence des paramètres microscopiques sur les paramètres macroscopiques.

2.4. Calcul du coefficient de frottement

Finalement, nous pouvons importer nos domaines et les paramètres calibrés pour procéder à la simulation de calage. Une fois celle-ci terminée, il est possible d'obtenir l'évolution des efforts de contact, visibles sur la figure 6, au niveau des éléments qui composent les deux surfaces en vis-à-vis. Nous récupérons ainsi la somme des efforts tangentiels (courbe 1) et la somme des efforts normaux (courbe 2) dans les éléments discrets, et traçons le rapport des deux pour évaluer le coefficient de frottement au cours de la simulation (courbe 3), tel que celui défini par Coulomb [14].

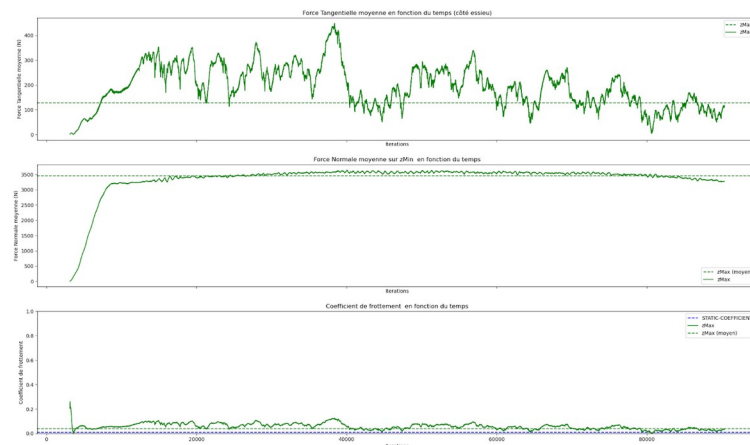


Figure 6 : Evolution des efforts normal et tangential, et du coefficient de frottement mésoscopique.

La première partie de la simulation correspond à la mise en contact entre la roue et l'essieu. On remarque ainsi une augmentation quasi linéaire des efforts, associée à l'augmentation de la surface de contact entre la roue et l'essieu. La seconde partie transcrit le déplacement de la roue le long de l'essieu. On trouve ainsi un effort normal quasi-constant. En revanche, l'effort tangential présente

plusieurs pics, correspondant à la rencontre d'une rugosité côté essieu avec une autre côté roue.

L'intégralité de cette chaîne numérique nécessite environ 10h, et permet d'avoir une information sur le coefficient de frottement pour une surface de 1mm². Étant donné le grand nombre de simulations qui serait nécessaire pour compléter l'intégralité de la surface de contact dans le modèle éléments finis, l'utilisation de l'IA semble indiquée.

Les fichiers nécessaires pour l'apprentissage de l'IA sont extraits de plusieurs simulations par éléments discrets. Les inputs sont les surfaces en contact pendant la simulation, obtenues en faisant une interpolation 3D de la position des éléments discrets, et le coefficient de frottement microscopique imposé dans la simulation. Et la cible est le coefficient de frottement obtenu en faisant le ratio de l'effort tangentiel et de l'effort normal. Ces inputs et outputs sont finalement regroupés dans une base de données qui traverse à plusieurs reprises l'IA pour apprendre à déterminer à partir de la topologie de deux surfaces rugueuses le coefficient de frottement résultant de leur friction.

3. Prédiction du coefficient de frottement

3.1. Architecture de l'intelligence artificielle

Comme dit précédemment, l'IA prend en entrée 3 inputs : deux surfaces sous forme de deux matrices carrées, correspondant à la roue et l'essieu, et un coefficient de frottement microscopique sous la forme d'un réel. L'IA doit alors retourner, à partir de ces informations, une valeur de coefficient de frottement mésoscopique. Cette dernière étant une valeur réelle, et évoluant sur un intervalle continu, l'objectif de l'IA est de faire une régression.

Le schéma du modèle est visible dans la figure 7. Sa structure se compose de 3 branches. Les deux premières branches accueillent chacune une des surfaces pour y réaliser 5 convolutions 2D avec une fonction d'activation « relu », en diminuant progressivement le nombre de filtres, avant de vectoriser les données avec une couche « flatten ». La troisième branche reçoit le coefficient de frottement microscopique.

Les sorties des 3 couches sont fusionnées en 1 seul vecteur avec une couche «concatenate», qui traverse 5 couches « dense » avec une fonction d'activation « relu ». L'optimiseur utilisé est « adam » et la fonction de coût utilisée est « mean_squared_error ».

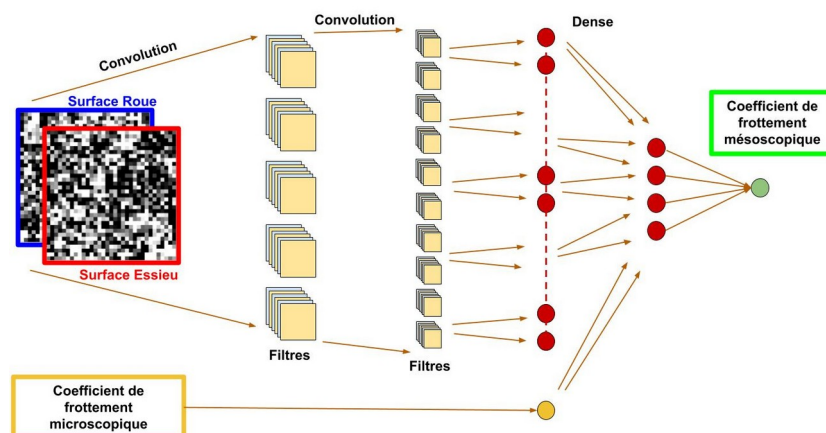


Figure 7 : Schéma du modèle IA

3.2. Validation du modèle

À chaque passage du jeu de données dans le modèle, ce dernier va s'auto-évaluer via la fonction de coût en mesurant la différence entre les résultats prédits et les résultats réels. Cela permet ainsi d'avoir des informations sur le comportement de notre modèle pendant l'apprentissage. L'évolution de la précision au cours de l'entraînement peut ainsi être tracée et visualisée sous la forme de deux courbes, visibles dans figure 8 : une courbe d'entraînement et une courbe de validation. L'apprentissage se fait avec 70 % de la base de données, et la validation avec les 30 % restants. Les deux courbes tendent bien vers 0, ce qui indique que l'apprentissage de l'IA s'est correctement déroulé.

Pour s'en persuader, il est possible de tester par nous-mêmes l'IA sur une nouvelle base de données qu'elle n'a pas vue lors de son apprentissage. Nous comparons alors les coefficients de frottement obtenus avec la DEM et ceux prédits par l'IA. La figure 9 montre les résultats obtenus pour une centaine de configurations différentes. Nous obtenons alors un taux d'erreur de 6,31 %, ce qui est relativement bas, et montre bien la réussite de notre modèle à généraliser les résultats.

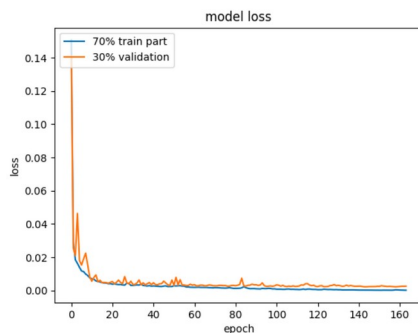


Figure 8 : Courbes de coût pour la prédiction du coefficient de frottement mésoscopique

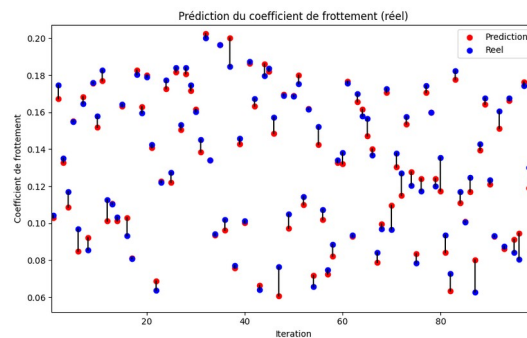


Figure 9 : Comparaison coefficients de frottement prédits vs réels

Les prédictions étant suffisamment précises, nous pouvons utiliser notre modèle IA pour améliorer le modèle éléments finis.

4. Enrichissement du modèle éléments finis

4.1. Méthodologie

Pour rappel, le modèle éléments discrets est une modélisation de l'opération de calage sur une surface de 1mm x 1mm. De l'autre côté dans le modèle éléments finis, la taille des éléments au niveau de la surface de contact est de 1mm, et le contact entre la roue et l'essieu est défini en une seule fois avec un seul coefficient de frottement. Pour ajouter l'impact de la rugosité et modéliser cette dispersion de défauts de surfaces, nous remplaçons ce contact par N sous-contact, avec N le nombre d'éléments finis qui composent la surface de contact de l'essieu. Ainsi, il est possible d'affecter à chaque interaction entre un élément de l'essieu et la surface de contact de la roue un nouveau coefficient de frottement qui prend en compte la rugosité des surfaces.

Les coefficients de frottement sont obtenus en générant avec l'algorithme Diamond-Square N combinaisons de surfaces en se basant sur les rugosités maximales obtenues expérimentalement sur les roues et les essieux. Ces surfaces, ainsi qu'un coefficient de frottement microscopique, sont ensuite introduites dans notre modèle IA pour déterminer N coefficients de frottements mésoscopiques.

Dans le cas présent, nous utilisons un coefficient de frottement microscopique de 0.1, et comparons l'évolution de l'effort de calage entre deux modèles : un modèle enrichi via la prédiction et l'utilisation de N coefficients de frottement (modèle 2 par la suite), et un modèle classique avec un seul contact défini avec un coefficient de frottement égal à la moyenne des N prédictions (modèle 1).

4.2. Résultats

Nous traçons l'évolution de l'effort de calage au cours du temps, pour les deux modèles. Les résultats sont visibles sur la figure 10.

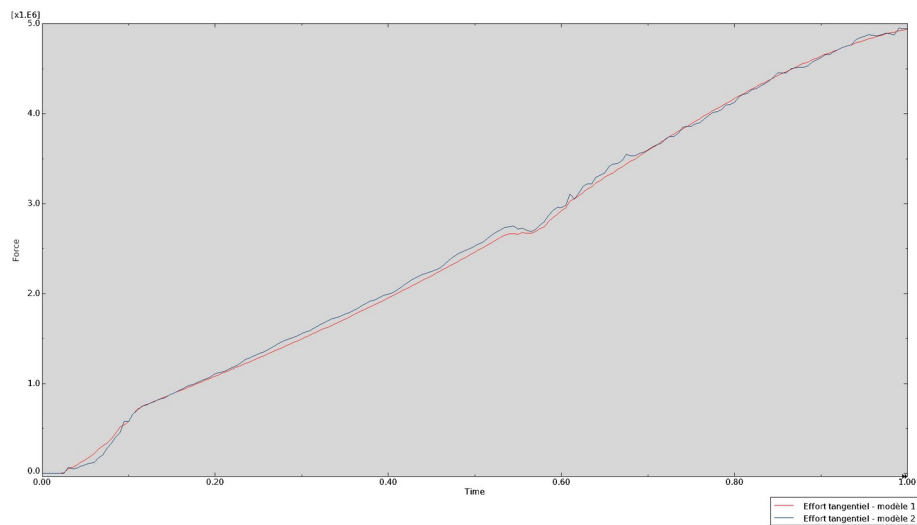


Figure 10 : évolution de l'effort de calage au cours du temps

(courbe rouge : Modèle classique courbe bleue : modèle enrichi avec DEM)

Les deux courbes sont assez similaires, si ce n'est la présence de légères variations dans la courbe bleue, dues aux multiples changements de coefficient de frottement pendant la simulation. Malgré cela, les deux courbes atteignent la même valeur maximale.

Enfin, il est possible de comparer le champ de contrainte au sein de l'essieu et de la roue, entre les deux modèles. Ces derniers sont visibles sur la figure 11.

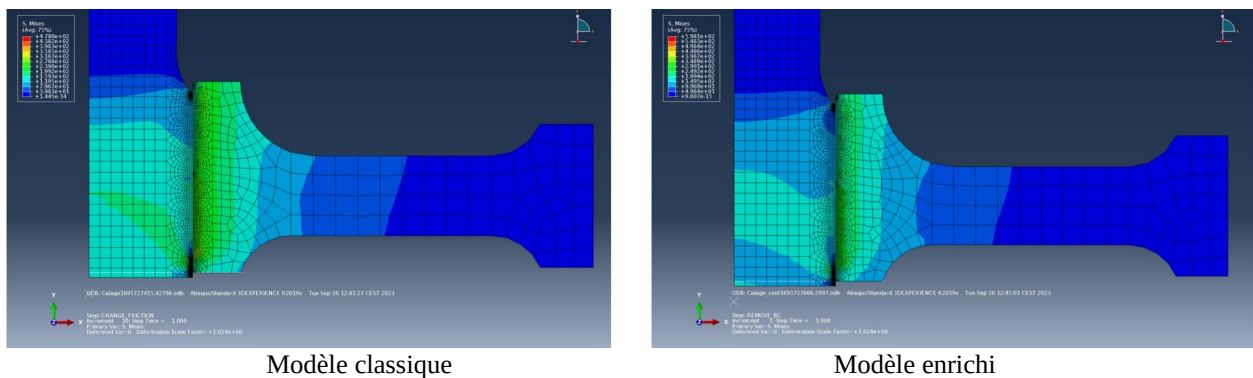


Figure 11 : Visualisation du champ de contrainte au sein de la roue et de l'essieu.

Outre le fait que la répartition des contraintes soit différente entre les deux modèles, nous notons une différence de la contrainte maximale, localisée dans les deux cas à l'entrée de la surface de contact

de l'essieu. Dans le premier modèle, nous obtenons une contrainte maximale de 478,0 MPa, contre 598,1 MPa dans le modèle enrichi, soit une différence de 25 %, ce qui est non négligeable.

Conclusion

La modélisation par éléments discrets fournit des informations précieuses sur l'interaction entre la roue et l'essieu, et offre une nouvelle approche pour évaluer et calibrer le coefficient de frottement.

La contribution de l'intelligence artificielle est indéniable, car la modélisation par éléments discrets nécessite une durée et une puissance de calcul considérables. L'utilisation d'une IA pour généraliser les résultats permet de surmonter ce problème. Même si cela n'a pas été discuté longuement ici, il s'avère que l'utilisation de deep learning (au dépend du machine learning par exemple) est indispensable car celle-ci considère la spatialité du problème qui est primordiale à considérer dans ce genre de problème.

La prochaine étape de ce travail consistera à prendre en compte l'usure générée qui tendra indéniablement à modifier la réponse globale du coefficient de frottement. Tout ceci amènera à identifier d'éventuelles initiations et propagations de fissures au sein de la roue et de l'essieu.

Références

- [1] S. Saad, (2015), Modélisation de la tenue en fatigue d'essieux ferroviaires issus d'un procédé de forgeage, [Thèse de doctorat, Université de Lille]
- [2] A. Yameogo, (2015), Étude expérimentale et numérique de l'amorçage et de la propagation de fissure de fretting dans un assemblage roue-essieu ferroviaire, [Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Paris]
- [3] Y. Waddad, (2017), Multiscale thermomechanical strategies for rough contact modeling : application to braking systems, (2017), [Thèse de doctorat, Université de Lille]
- [4] B. Hendrycks, (2023), Modélisation et optimisation multi-critères de la tenue en fatigue d'essieux ferroviaires innovants, [Thèse de doctorat, Université de Lille]
- [5] P. Cundall, O. D. L. Strack, (1979), A discrete numerical model for granular assemblies, *Geotechnique*. <https://doi.org/10.1680/geot.1979.29.1.47>
- [6] K. Gotoh, W. S. Jodrey, E. M. Tory, (1978), A random packing structure of equal spheres – statistical geometrical analysis of tetrahedral configuration, *Powder Technology*. [https://doi.org/10.1016/0032-5910\(78\)80054-0](https://doi.org/10.1016/0032-5910(78)80054-0)
- [7] D. André, I. Iordanoff, J.-L. Charles, J. Néauport, (2012), Discrete element method to simulate continuous material by using the cohesive beam model, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, <https://doi.org/10.1016/j.cma.2011.12.002>
- [8] D. André, J. Girardot, C. Hubert, (2019), A novel approach for modeling brittle elastic media based on distinct lattice spring model, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Volume 350, pages 100-122 <https://doi.org/10.1016/j.cma.2019.03.013>
- [9] D. André, (2012), Modélisation par éléments discrets des phases d'ébauchage et de doucissage de la silice [Thèse de doctorat, Université de Bordeaux]
- [10] A. Bouchot, A. Ferrieux-Paquet, G. Mollon, S. Descartes, J. Debayle, (2022), Segmentation and morphological analysis of wear track/particles images using machine learning, *Journal of Electronic Imaging* 31(5), 051605, <https://doi.org/10.1117/1.JEI.31.5.051605>
- [11] N. Motamedi, (2023), Vers la prédiction et la compréhension des efforts tribologiques sur les performances systèmes par l'intelligence artificielle, [Thèse de doctorat, Université de Lille]
- [12] G. S. P. Miller, (1986), The definition and rendering of terrain maps, Volume 20, Issue 4, August 1986, pp 39-48, <https://doi.org/10.1145/15886.15890>
- [13] D. André, (2012), Modélisation par éléments discrets des phases d'ébauchage et de doucissage de la silice [Thèse de doctorat, Université de Bordeaux]
- [14] C. A. Coulomb, 1809, Théorie des machines simples, en ayant égard au frottement de leurs parties, et à la roideur des cordages, Bachelier 1809