

CIGI QUALITA MOSIM 2023

Proposition d'une approche multidisciplinaire pour la maintenance prédictive des chaussées

JULIE LARTIGAU¹, GUILLAUME TERRASSON¹, ERIC VILLENEUVE¹,
DAMIEN LESBATS², NATHALIE CHARRIER²

¹UNIV. BORDEAUX, ESTIA INSTITUTE OF TECHNOLOGY
Technopole Izarbel, 90 Allée Fauste d'Elhuyar, 64210 BIDART, FRANCE
j.lartigau@estia.fr, g.terrasson@estia.fr, e.villeneuve@estia.fr

²CEREMA SUD-OUEST, DEPARTEMENT INFRASTRUCTURES
24 rue Carton, 33200 BORDEAUX, FRANCE
damien.lesbats@cerema.fr, nathalie.charrier@cerema.fr

Résumé – La dégradation d'une chaussée a pour origine de multiples facteurs tels que le trafic, les conditions climatiques et ses caractéristiques structurelles. Pour maintenir la qualité des infrastructures routières et prolonger leurs durées de vie tout en réduisant les coûts de maintenance, il devient essentiel de prédire et d'anticiper ces dégradations. Dans cette optique, l'utilisation de la maintenance prédictive, basée sur des moyens de surveillance in-situ, d'analyse statistique et d'intelligence artificielle, est donc nécessaire. Cependant, sa mise en œuvre fait face à de nombreux défis tels que la gestion de grandes quantités de données collectées par diverses sources mais aussi la modélisation dans un environnement incertain. Dans ce contexte, pour améliorer la surveillance des infrastructures routières, cette étude combine trois disciplines scientifiques pour démontrer la faisabilité d'un jumeau numérique d'une section de chaussée. La méthodologie proposée s'appuie sur l'optimisation des moyens d'instrumentation des routes, à l'aide de capteurs sans fil, pour alimenter des modèles mécaniques et issus des données destinés à prédire l'endommagement de la chaussée et ainsi anticiper son état de santé. Cette approche pluridisciplinaire est mise en œuvre sur un cas d'étude : une section d'autoroute instrumentée dans la région de Bordeaux en France.

Abstract – The pavement deterioration can be caused by multiple factors such as traffic, weather conditions and structural characteristics. To maintain the quality of roads and extend their life while reducing maintenance costs, it is essential to predict and anticipate deterioration. The use of predictive maintenance, based on in-situ monitoring, statistical analysis and artificial intelligence, is therefore necessary. Nevertheless, its implementation must deal with several challenges such as managing large amounts of data collected from different sources or modelling in an uncertain environment. In this context, to improve road infrastructure monitoring, this study combines three scientific fields to demonstrate the feasibility of a digital twin of a pavement section. The proposed methodology is based on the optimization of road instrumentation tools, using wireless sensors, to feed mechanical and data-driven models to predict pavement damage and thus anticipate its health. This multidisciplinary approach is implemented on a case study: an instrumented highway section in the Bordeaux region in France.

Mots-clés – Maintenance, Monitoring de la chaussée, Jumeau numérique, Modèles prédictifs.

Keywords – Maintenance, Road monitoring, Digital twin, Predictive models.

1 INTRODUCTION

1.1 Dégradations d'une chaussée et maintenance prédictive

Plusieurs facteurs peuvent influencer les dégradations des structures de chaussées. Le trafic et les conditions climatiques sont les principales causes d'endommagement des chaussées [Bertrand et al., 1998]. À cela s'ajoutent les facteurs liés à la structure, comme les épaisseurs et les interfaces entre couches. En cas de sous-épaisseur ou de collage insuffisant entre deux couches, les sollicitations générées peuvent devenir excessives pour la structure de chaussée et engendrer des phénomènes de fissuration. Enfin, la mise en œuvre optimale des matériaux est primordiale pour la tenue de la structure de chaussée. Par exemple, un manque de compactage diminuera la rigidité du matériau, et un surdosage en liant bitumineux entraînera un matériau plus sensible à l'orniérage. De ce fait, maintenir la qualité de service et prolonger la durée de vie des chaussées tout en limitant l'impact financier de leur maintenance nécessite de mieux prédire et anticiper l'apparition et

l'évolution de ces dégradations. Le développement d'outils de maintenance prédictive semble donc nécessaire.

La maintenance prédictive a pour objectif d'utiliser des techniques de surveillance in-situ d'indicateurs, d'analyse statistique et d'intelligence artificielle pour prévoir les événements et évolutions futures avant leurs survenues afin de mieux planifier et anticiper les opérations de maintenance [Ansari et al., 2019]. Les principaux défis associés à la mise en œuvre d'une maintenance prédictive résident (i) dans la capacité à traiter de grandes quantités de données en utilisant des techniques de l'intelligence artificielle (apprentissage, reconnaissance d'image ou de signal, fusion de données, extraction de connaissances, ...) [Yacout et Ouali, 2019] et (ii) dans les modèles de prédiction en environnement incertain. De plus, l'intégration, dans les modèles prédictifs, de connaissances expertes (humaines) et l'émergence de nouvelles technologies de surveillance (notamment basées sur les réseaux de capteurs sans fil - RCSF) permettraient d'améliorer les prédictions sur l'état futur du système, ici la

chaussée, et donc la prise de décision pour la maintenance prédictive de celui-ci.

1.2 Méthodologie proposée

Dans cette étude, les compétences et les approches de trois disciplines scientifiques différentes (systèmes embarqués, mécanique des structures et génie industriel) sont associées pour enrichir la connaissance sur le suivi d'infrastructures routières. Le département Infrastructures du CEREMA Sud-Ouest apporte la connaissance experte en techniques routières. Ensemble, nous adressons la problématique générale : « Comment maintenir la qualité de service des infrastructures routières ? »

L'association originale de compétences pluridisciplinaires et complémentaires permet d'adresser les verrous scientifiques suivants :

- Comment améliorer et optimiser les moyens d'instrumentation de l'infrastructure routière avec les nouvelles technologies telles que les RCSF ?
- Comment prendre en compte les mesures in-situ lors de la construction de modèles mécaniques de prédiction de l'endommagement des chaussées ?
- Comment intégrer expertise métier et science des données dans des outils d'aide à la décision pour la maintenance prédictive des chaussées ?

Comme le présente la Figure 1, la finalité de nos travaux est de développer un jumeau numérique (dans le sens, représentation dynamique virtuelle d'un système physique tel que défini dans [Camara Dit Pinto et al., 2021]) d'une section de chaussée spécifique, permettant de prédire son état de santé en s'appuyant sur l'association de modèles physiques et de modèles issus des données. Toutefois, suivant la classification proposée par les auteurs de [Kritzinger et al., 2018], le système proposé s'apparente plus à une ombre numérique, c'est-à-dire que le modèle numérique du système est lié au système physique grâce à des capteurs qui fournissent des données reflétant l'état du système physique. Cependant, aucun actionneur n'agit automatiquement sur le système physique en fonction de l'état du modèle numérique. Par conséquent, tout changement d'état du système physique est mis à jour sur le système numérique, mais pas l'inverse. Enfin, l'application de ce type d'outil au suivi de la santé d'un système [Glaessgen and Stargel, 2012] nécessite l'utilisation de données « temps réel » ou « quasi-temps réel » pour mettre en œuvre une aide à la décision pertinente [Min et al., 2019].

1.3 Présentation du site instrumenté (cas d'étude)

Le cas d'étude, considéré dans le cadre de nos travaux, est une section de l'autoroute A63 située dans le Sud-Ouest de la

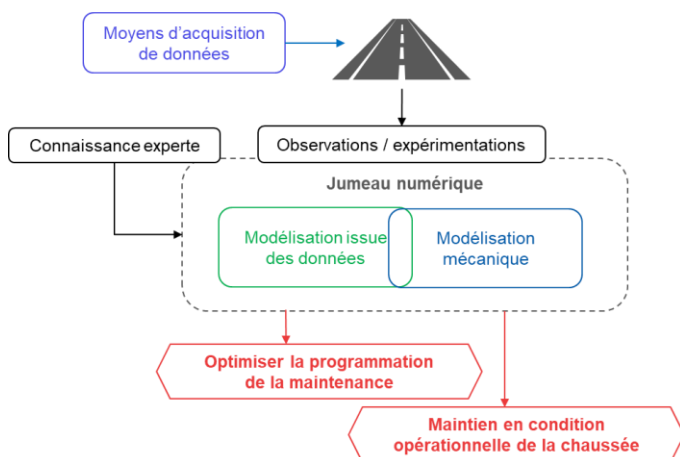


Figure 1. Approche pluridisciplinaire proposée

France entre Bordeaux et Bayonne, axe important dans le transport international de marchandises entre la France et l'Espagne. La structure de chaussée de cette section d'autoroute comporte six couches et elle est composée de matériaux traités aux liants hydrauliques (Tableau 1), qui peuvent fissurer sous l'effet du trafic, du retrait et des variations de température.

Tableau 1. Structure de chaussée de l'A63 (section étudiée).

Couche	Épaisseur (cm)	Matériau	Acronyme
5	2,5	Béton bitumineux très mince	BBTM
4	9	Enrobé à module élevé	EME
3	6,5	Béton bitumineux à module élevé	BBME
2	14	Grave-bitume	GB
1	20	Sable traité au ciment	SC
0	Infinie	Sol support	S

L'initiation de fissures débute généralement dans les couches inférieures de la chaussée en remontant progressivement vers la surface. Ce phénomène est invisible et apparaît que lorsque la fissure a totalement traversé toutes les couches supérieures, entraînant des dégâts pour les utilisateurs de l'autoroute. Il est donc intéressant de suivre ce phénomène d'endommagement à l'aide d'une instrumentation noyée dans la chaussée.

Dans ce contexte, lors de réhabilitation de cette section d'autoroute en 2014, 16 capteurs ont été positionnés dans la chaussée pour analyser, anticiper et évaluer le comportement structural de celle-ci, notamment sous l'effet du passage des poids lourds :

- 5 extensomètres (ou jauges) mesurant les déformations longitudinales et transversales, à la base de la couche 4 (EME) ;
- 8 géophones (3 à la base et 5 au sommet de la couche 4) permettant de détecter l'apparition de fissures ;
- 3 sondes de température : 1 à la base des couches 3, 4 et 5.

Cette section d'autoroute représente donc un parfait cas d'étude pour l'approche multidisciplinaire que nous proposons car nous avons à notre disposition : (i) des moyens d'acquisition des données in-situ, (ii) des informations sur la structure de chaussée permettant ainsi sa modélisation mécanique, et (iii) des données traçant l'évolution des phénomènes physiques permettant de générer de la connaissance et de modéliser l'impact de l'environnement et des usages (température, trafic, vitesse de passage...) sur le comportement de la chaussée.

Dans cet article, la méthodologie proposée dans la Section 1.2 sera suivie en explorant l'existant et en présentant les premiers résultats des travaux engagés sur les différentes disciplines.

2 ACQUISITION DES DONNEES

Comme mentionné précédemment, le développement d'un jumeau numérique permettant de prédire l'état de santé d'une section de chaussée nécessite d'acquérir, en « temps réel » [Min et al., 2019], des données concernant aussi bien l'état de la chaussée que l'état du trafic ou les conditions environnementales (température air/chaussée, humidité...). Le choix de technologies adaptées et le déploiement de ces moyens d'instrumentation sont donc des étapes essentielles et cruciales dans l'optique de garantir l'acquisition de données fiables et pertinentes permettant de déduire l'état d'une chaussée mais aussi d'en prédire, par le biais d'un jumeau

numérique, les évolutions et dégradations subies par cette chaussée et ainsi mieux anticiper et planifier la maintenance.

2.1 Moyens d'instrumentation pour le suivi de chaussée

De nos jours, de nombreux exemples de moyens d'instrumentation sont utilisés pour collecter des données permettant de connaître, suivre et prédire l'évolution de l'état, surfacique et structurelle, d'une chaussée [Shtayat et al., 2020]. Selon la littérature scientifique [Hou et al., 2021], ces moyens d'instrumentation peuvent être classifiés en deux catégories : non-intrusive et intrusive.

Les moyens d'instrumentation placés à proximité de la chaussée ou embarqués sur des véhicules sont dits non-intrusifs. Ils présentent l'avantage d'être déployables sans avoir recours à des travaux, pouvant être coûteux, de modification de la chaussée à surveiller. Néanmoins, n'étant pas implantés directement dans la chaussée, ces moyens d'instrumentation permettent seulement de collecter des données concernant l'état de surface d'une chaussée ou encore l'état du trafic et les conditions météorologiques associées à la section de chaussée à superviser. Dans cette catégorie de moyens non-intrusifs, les technologies, embarquées sur un véhicule (camion, drone), telles que le deflectographe [Calhoun et al. 2022], le LiDAR [Li et al., 2019] ou encore les caméras [Roberts et al., 2022] sont employées pour détecter des dégradations de la surface de la chaussée (déformation, nids de poule, ornières...). De plus, des caméras ou encore une station météo, placées à proximité d'une section de chaussée, peuvent être utilisées pour collecter des données sur le nombre et le type de véhicules (véhicules légers, poids lourds...) circulant sur cette chaussée mais aussi sur les conditions météorologiques (température, humidité, vent...) appliquées à celle-ci.

Les moyens d'instrumentation intrusifs sont, quant à eux, implantés au sein de la chaussée, dans ses différentes couches [Barriera et al., 2020]. Contrairement aux moyens non-intrusifs, les technologies employées par ces moyens d'instrumentation permettent de réaliser un monitoring de l'état structural de la chaussée en suivant l'évolution des propriétés mécaniques de la chaussée comme sa déformation, son déplacement, ou encore les variations de température ou de teneur en eau. Elles permettent aussi de surveiller la réponse dynamique de la chaussée sous le passage répétée des véhicules ou de certaines catégories de véhicules. Comme illustré par notre cas d'étude, les géophones, les jauges de déformation ou les sondes de température, de types PT100 ou PT1000, sont des technologies couramment implantées au sein d'une chaussée afin d'en connaître son état structural. D'autres technologies intrusives, comme les accéléromètres ou la fibre optique, sont aussi utilisées afin, par exemple, de classifier le type de véhicules circulant sur une section de chaussée [Bajwa et al., 2011] ou de connaître les contraintes induites par ces mêmes véhicules [Braunfelds et al., 2022].

Malgré ces nombreux exemples, le déploiement à plus grande échelle de ces différents moyens d'instrumentation, aussi bien intrusifs que non intrusifs, reste aujourd'hui limité (i) par leur coût d'installation, (ii) par la difficulté d'intégration, notamment au sein d'une chaussée, de ces technologies mais aussi (iii) par la nécessité de proposer des solutions robustes et fiables permettant de transmettre et traiter les données issues de ces moyens d'instrumentation [Ye et al., 2022].

2.2 Les RCSF au service de l'acquisition de données

Composés de nœuds capteurs miniaturisés ayant la capacité de transmettre leurs données via des technologies de

communication sans fil, les RCSF apparaissent comme une solution pertinente afin de répondre aux problématiques, soulevées précédemment, de coûts d'installation et de difficultés d'intégration des moyens d'instrumentation pour le suivi de chaussée. Par conséquent, de nombreux travaux de recherche se sont récemment focalisés sur l'étude et la proposition de solutions permettant (i) de garantir une durée de vie suffisante des RCSF destinés à la supervision d'une section de chaussée et (ii) d'optimiser l'intégration mécanique des nœuds capteurs de ces RCSF, notamment ceux devant être implantés au sein de la chaussée, mais aussi (iii) de démontrer et d'assurer l'exploitabilité des données issues des nœuds capteurs ayant pour but de détecter les déformations subies par une chaussée ou l'évolution d'une fissure au sein de celle-ci [Di Graziano et al., 2020].

Par exemple, [Alavi et al., 2016] développe et évalue un nœud capteur sans fil intégrant un transducteur piézoélectrique utilisé, à la fois, pour mesurer la déformation subie par une chaussée mais aussi pour récupérer l'énergie ambiante nécessaire permettant d'assurer l'autonomie énergétique de ce même nœud capteur. Dans [Wang et al., 2022], il a été démontré que les données issues de nœuds capteurs, de référence SmartRock, permettent de détecter efficacement la naissance et l'évolution de fissures au sein d'une chaussée. De la même manière, dans le cadre de notre étude, de premiers travaux ont démontré que les données issues d'accéléromètres ou encore de fibres optiques, comme illustré par l'exemple de la Figure 2, pouvaient être exploitées pour caractériser l'évolution d'une fissure au sein d'une chaussée. Les expérimentations effectuées permettent aussi de mettre en évidence l'importance du protocole d'intégration mécanique du capteur ainsi que l'influence de la fréquence d'échantillonnage sur l'exploitabilité des données.

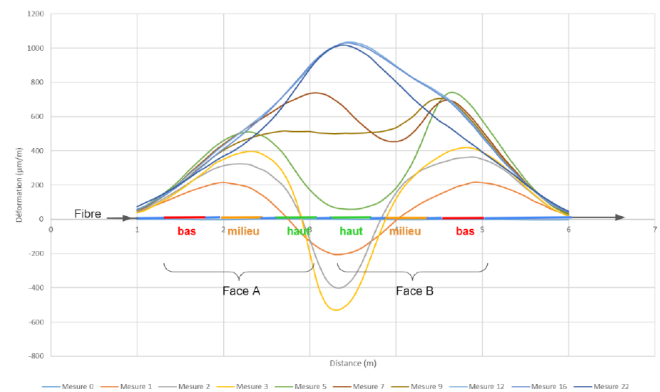


Figure 2. Déformations mesurées en fonction de la distance d'une fibre optique.

Enfin, garantir l'exploitabilité des données issues des nœuds capteurs afin de connaître l'état de santé d'une section de chaussée nécessite aussi de s'intéresser aux performances des technologies de communication sans fil mises en œuvre dans les RCSF. Sur ce point, en considérant la structure de chaussée de notre cas d'étude, des premiers travaux ont été menés afin de caractériser l'influence des matériaux bitumeux et des paramètres associés aux technologies de communication sans fil (fréquence du canal de transmission, débit, puissance d'émission) sur les performances globales de la transmission de données, portée (en m) et perte de paquets (*PER* en %) notamment.

Le débit de transmission des données, en kbps, exerce une influence sur la portée, distance entre deux nœuds, sans perte de paquets (*PER* proche de 0%), comme illustré en Figure 3. À partir des différents résultats obtenus, cette portée est

d'environ 20 mètres avec une puissance d'émission P_e de +10 dBm et un débit de 50 kbps alors qu'elle est inférieure à 5 mètres avec une puissance d'émission P_e de 0 dBm et un débit de 500 kbps. De son côté, la profondeur P (ici, $P_1 = 10$ cm et $P_2 = 20$ cm) d'enfouissement d'un capteur sous le matériau bitumineux n'a que très peu d'influence sur la performance de la transmission de données avec un débit de 50 kbps alors que la différence de portée (en m), pour P_1 et P_2 , est notable lorsque le débit est fixé à 500 kbps.

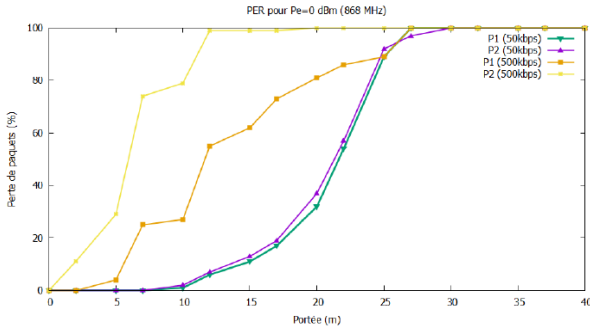


Figure 3. Perte de paquets PER (%) en fonction de la portée (m).

2.3 Synthèse

L'état de l'art combiné aux premiers résultats obtenus dans le cadre de nos travaux démontrent la multiplicité et la complémentarité des solutions existantes pour acquérir des données sur l'état de santé d'une chaussée. En effet, connaître et prédire l'état de santé d'une section de chaussée nécessite aussi bien de collecter des données sur l'état de surface et structurel de cette section que des données sur les conditions météorologiques et de trafic appliquées à celle-ci.

De plus, l'application des RCSF en tant que moyens d'instrumentation d'une section de chaussée requiert, afin d'être fiable et efficace, non seulement de s'intéresser aux caractéristiques des capteurs mais aussi aux technologies de communication sans fil et de solutions de traitement de données à mettre en œuvre au sein de ces nœuds capteurs. Il s'avère, par exemple, essentiel de faire des compromis entre la fréquence d'échantillonnage d'une donnée capteur et les performances d'une technologie de communication sans fil. Ainsi, adopter une fréquence d'échantillonnage élevée (centaine de Hz) afin d'avoir plus de données à exploiter est généralement incompatible avec une technologie de communication sans fil à faible débit (dizaine de kbps) choisie pour garantir une plus grande autonomie du nœud capteur.

3 MODELISATION MECANIQUE DE LA CHAUSSEE

Cette partie adresse le verrou : comment prendre en compte les mesures in-situ lors de la construction de modèles mécaniques de prédiction de l'endommagement des chaussées ? Le but est donc de construire un premier modèle mécanique de comportement réaliste de la chaussée. Pour ce faire, un premier modèle par éléments finis (MEF) simplifié est en cours de développement, selon le processus décrit ci-dessous.

3.1 Processus de modélisation

Le premier modèle numérique développé reproduit l'état de la chaussée au moment de sa réfection, en décembre 2014.

Cela permet de supposer :

- une structure de chaussée indéformable, à géométrie constante,
- des couches de chaussées parfaitement « jointées »,

- des matériaux constitutifs de la chaussée « neufs », au sens non endommagés et non chargés cycliquement.

Un modèle de chargement statique, dans lequel les matériaux suivent une loi de comportement élastique linéaire, est donc initialement construit [Onischenko et al., 2016 ; Selsal et al., 2022].

La structure de chaussée est une structure multicouche représentée comme un parallélépipède en 3 dimensions.

Les dimensions des couches modélisées correspondent à celles du site instrumenté. Une longueur et une largeur de de chaussée de 3,5 mètres sont modélisées et les épaisseurs des différentes couches sont données dans le Tableau 1.

Dans ce premier MEF, le comportement des matériaux sous le chargement des roues est supposé être linéaire et élastique. Les propriétés élastiques, module de rigidité E et coefficient de Poisson ν , des matériaux constitutifs des différentes couches sont issus de la norme NF P98-086 [AFNOR, 2019] et sont résumées dans le Tableau 2. Les valeurs minimales des modules de rigidité à 15°C sont prises en compte.

Tableau 2. Propriétés élastiques des matériaux modélisés

Couche	Matériau	E (MPa)	ν
5	BBTM	3 000	0,35
4	EME	14 000	0,35
3	BBME	11 000	0,35
2	GB	9 000	0,35
1	SC	14 000	0,35
0	S	10 000	0,35

Dans le cadre de cette étude, le passage des véhicules légers n'est pas examiné, seul le passage des poids lourds est pris en compte. Plus précisément, seuls les poids lourds de type T2S3 (Tracteur à 2 essieux, Semi-remorque à 3 essieux – Figure 4) sont considérés et donc modélisés. Ces véhicules représentent environ 75% du trafic sur l'A63 d'après les mesures faites depuis 2014 et ont tous des caractéristiques similaires. En particulier, leur premier essieu a toujours un niveau de charge similaire qui est indépendant de la charge transportée dans la remorque.

L'action d'un poids lourd est généralement modélisée par une

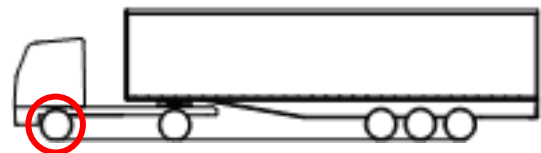


Figure 4. Schéma d'un camion type T2S3 et identification du premier essieu (en rouge).

pression uniformément répartie et appliquée sur une surface de la chaussée :

- soit par des charges statiques [Onischenko et al., 2016 ; Cho et al., 2018], dont les valeurs sont des constantes ;
- soit par des charges dynamiques évoluant dans le temps, à différentes fréquences [Sun et Duan, 2013].

Les chargements dynamiques permettent ainsi d'étudier plusieurs vitesses de véhicules et donc plusieurs densités de trafic. La zone de contact roue/chaussée est représentée comme une forme circulaire ou rectangulaire [Cho et al., 2018].

Dans le cadre d'un poids lourd en configuration T2S3, les contraintes réglementaires françaises sur les charges imposent une limite générale de 13T sur chacun des essieux du tracteur, soit 6,5T sur chaque essieu. Une surface de contact des roues de forme rectangulaire de dimensions 25,5 x 28 cm² est supposée, comme dans les travaux de [Selsal et al., 2022]. Une pression des pneus de 0,9 MPa sur cette surface et une distance

entre pneus de 2,10 mètres sont considérées dans le MEF développé.

Les six couches du modèle sont fixes : les déplacements horizontaux des couches sont bloqués et le frottement entre couches est négligé [Sun et Duan, 2013]. Enfin, la couche 0 est totalement encastrée (déplacements et rotations nuls).

Les éléments de type hexaèdres à 8 nœuds sont choisis pour mailler la structure de chaussée modélisée. Une étude de sensibilité va être menée afin de s'assurer de la convergence des résultats numériques en fonction de la densité de maillage.

3.2 Résultats numériques

Afin d'assurer le réalisme du MEF et sa calibration, les résultats numériques sont confrontés aux données enregistrées par les capteurs intégrés dans la chaussée en décembre 2014, au moment de sa réfection. Les déformations longitudinales et transversales numériques calculées aux emplacements des jauges par le MEF seront ainsi comparées aux valeurs acquises sur le site.

Si les déformations numériques et expérimentales sont équivalentes, la calibration du modèle sera supposée réalisée. A contrario, si leurs valeurs sont trop différentes, les scénarios suivants seront envisagés :

1. Recueillir l'expertise métier du CEREMA sur la mise en place et la mise en marche des capteurs au moment de la réfection de la chaussée (les capteurs étaient-ils tous fonctionnels ?)
2. Quantifier l'influence et l'importance du matériau de chaque couche sur les déformations numériques entre les couches 3 et 4
3. Quantifier l'influence et l'importance de la cohésion entre couches sur le comportement mécanique global de la structure de chaussée

Pour les deux derniers points évoqués ci-dessus, il est envisagé de mettre en place un plan d'expériences numérique.

L'effet des matériaux sera étudié en minorant et majorant les valeurs standards des modules de rigidité et des coefficients de Poisson. L'effet de la cohésion entre couches sera étudié en modifiant les valeurs des coefficients de frottement appliqués entre chaque couche (par exemple, en prenant des valeurs de 1 ou 0,5).

L'objectif sera donc de déterminer la combinaison de propriétés à intégrer en entrée du modèle pour s'approcher le plus de la déformation relevée expérimentalement par les capteurs intégrés dans la chaussée.

3.3 Synthèse

Dans ce premier MEF, la structure de chaussée est représentée au moment de sa réfection, en décembre 2014. Ce postulat permet des hypothèses de modélisation simplificatrices. Le comportement des matériaux peut être supposé linéaire et élastique. Les charges ont aussi été appliquées de manière statique. Les déformations numériques de la chaussée seront comparées aux déformations réellement enregistrées. Les ajustements numériques nécessaires seront apportés afin d'atteindre la calibration obligatoire du modèle de chaussée, avant de poursuivre la représentation numérique vers des modèles plus complexes.

4 MODELISATION GUIDEÉE PAR LES DONNÉES

Une approche complémentaire à la modélisation physique (mécanique) du comportement de la chaussée consiste à exploiter les données réelles issues des capteurs positionnés dans le site instrumenté. Ces données permettent deux types d'utilisation pour prédire une évolution de la dégradation de la

chaussée à l'aide d'outils mathématiques statistiques dont le fonctionnement est détaillé ci-dessous (section 4.2) et générer des connaissances utiles pour le paramétrage du modèle mécanique via une forme d'hybridation des approches qui est l'une des principales perspectives de ces travaux (section 5). Comme dans toute approche en science des données, une phase d'extraction, de filtrage et de mise en forme des données doit précéder la phase d'exploitation (section 4.1) [Zhang et al., 2003].

4.1 Extraction, filtrage et mise en forme des données

Comme évoqué précédemment, un volume important de données (près de 23 Go entre 2014 et 2019) a été collecté sur le site instrumenté de l'A63. Étant donné le volume de trafic sur cette autoroute, plusieurs choix ont été faits pour limiter la quantité de données collectées tout en assurant la pertinence des mesures.

Tout d'abord, le choix a été fait de ne s'intéresser qu'aux déformations induites par le passage des poids lourds. Ainsi, chaque dépassement d'un seuil préétabli sur un géophone référence permet d'identifier qu'un poids lourd est en train de passer sur la zone instrumentée. Cela déclenche la sauvegarde des données des 16 capteurs pour les 0,5 secondes précédant et les 1,5 secondes suivant ce dépassement pour assurer d'avoir l'entièreté du signal représentant le passage d'un poids lourd.

Pour analyser cette grande quantité de données brutes, le CEREMA, en s'appuyant sur des méthodologies de traitement des mesures issues des travaux de Duong [Duong, 2015], a développé un logiciel. Cet outil permet d'automatiser un certain nombre de traitements utiles pour filtrer et mettre en forme les données collectées tels que :

- la visualisation des signaux enregistrés,
- le filtrage des bruits sur les signaux,
- le calcul de la vitesse de passage d'un camion ou de différents indicateurs mécaniques caractérisant l'état de la chaussée (module de Young, déflexion...),
- l'identification du type de poids lourd en comparant chaque signal enregistré à des profils préétablis,
- la sélection d'un type de poids lourd en particulier pour pouvoir comparer les signaux entre eux,
- des synthèses pour suivre, pour un type de camion donné, le volume de trafic en fonction de l'heure de la journée et l'évolution des déformations en fonction du temps (tracé des moyennes de déformations longitudinales maximales mensuelles, par exemple), en fonction de la vitesse de passage des camions ou encore en fonction la température mesurée.

Sur la base de ces traitements, une première approche prédictive a été mise en place et est décrite dans la section suivante.

4.2 Approche prédictive exploitant les données collectées

L'observation des données permet de constater une augmentation tendancielle des déformations maximales moyennes au fil des années (Figure 5). De plus, il est possible de distinguer un phénomène de saisonnalité avec des variations importantes des déformations maximales moyennes en fonction de la température c'est-à-dire une augmentation en été et une diminution en hiver (Figure 5).

Notons également sur la Figure 5, deux périodes où les données sont manquantes à la suite de défaillances de la centrale d'acquisition. De plus, en première intention, le choix a été fait de limiter l'usage des données collectées aux mesures de la jauge L1 sur la période entre décembre 2014 et septembre

2019 c'est-à-dire l'ensemble des données disponibles au début de cette étude. Enfin pour disposer d'un jeu de données permettant d'évaluer les résultats du modèle de prévision proposé, il a été décidé de ne pas utiliser les données de la dernière année d'acquisition (entre octobre 2018 et septembre 2019) pour construire le modèle de prévision. Les données des mois d'octobre et novembre 2018 étant manquantes (deuxième coupure de la centrale d'acquisition sur la Figure 5), nous disposons donc de 10 valeurs (entre décembre 2018 et septembre 2019) à comparer pour évaluer le modèle de prévision.

Pour gérer les valeurs manquantes dans le jeu de données initial (période entre juillet et septembre 2017), il existe de nombreuses méthodes dans la littérature [Harvey et Pierse,

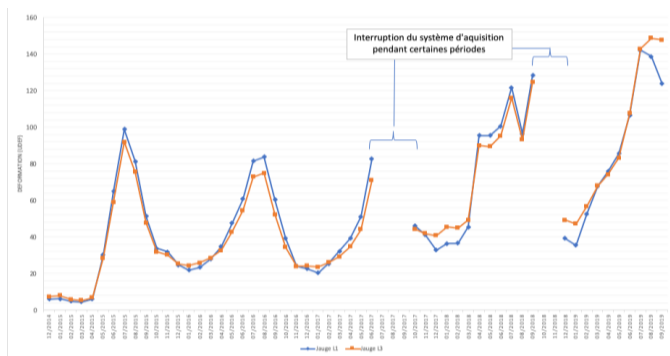


Figure 5. Moyennes mensuelles des déformations maximales journalières en μdef pour les jauges longitudinales L1 (en bleu) et L3 (en orange) entre décembre 2014 et septembre 2019.

1984]. Dans le cas de phénomène saisonnier, il est possible d'utiliser une moyenne des périodes identiques précédentes comme estimation de la valeur manquante [Arumugam et Saranya, 2018]. La valeur manquante du mois de juillet 2017 a donc été remplacée par la moyenne des valeurs de juillet 2015 et 2016. Le même mécanisme a été utilisé pour les valeurs des mois d'août et septembre 2017.

Ainsi, une première modélisation a été établie, basée sur la série de données temporelles des moyennes mensuelles des déformations maximales journalières issues de la jauge longitudinale L1 corrigée des valeurs manquantes sur la période entre décembre 2014 et septembre 2018, pour proposer une prédiction de l'évolution sur l'année suivante. L'utilisation d'une méthode statistique de prévision de série temporelle usuelle a été privilégiée [Box et al., 2015]. Cette méthode s'articule en sept étapes principales :

1. Identification de la périodicité de la saisonnalité. Le phénomène saisonnier est annuel et les données étant formatées mensuellement, il se répète sur 12 périodes.
2. Approximation de la tendance et calcul des coefficients saisonniers. Une moyenne mobile centrée sur une période

de durée égale à la périodicité du cycle saisonnier permet d'estimer la tendance. Cette estimation est utilisée pour calculer les coefficients saisonniers. Deux approches concurrentes ont été explorées :

- Le modèle additif où le phénomène est exprimé sous la forme $x_t = T_t + S_t$
- Le modèle multiplicatif où le phénomène est exprimé sous la forme $x_t = T_t \times S_t$
- avec T_t la tendance et S_t le coefficient saisonnier relatif à l'instant t étudié.

3. Désaisonnalisation de la série temporelle. Selon le modèle choisi, la série est désaisonnalisée en soustrayant, à chaque période, le coefficient saisonnier correspondant à la valeur de la série brute (modèle additif) ou en divisant, à chaque période, la valeur de la série brute par le coefficient saisonnier correspondant (modèle multiplicatif).
4. Calcul de l'équation de la tendance à partir de la série désaisonnalisée. La série désaisonnalisée est utilisée pour calculer une équation de la tendance par la méthode de la régression linéaire.
5. Projection de la tendance vers le futur. L'équation de la tendance est utilisée pour calculer les valeurs de cette tendance pour les périodes suivantes et prévoir la tendance pour le « futur » (ici la période entre octobre 2018 et septembre 2019).
6. Application des coefficients saisonniers à la projection de tendance en ajoutant (ou multipliant selon le modèle choisi) le coefficient saisonnier adéquat.
7. Validation du modèle. Les valeurs prédites sont comparées aux valeurs enregistrées pour la période de validation (entre octobre 2018 et septembre 2019) pour évaluer la qualité des deux modélisations proposées (additive et multiplicative).

La Figure 6 présente les résultats des deux modèles prédictifs proposés. Le modèle additif (en orange) semble être le moins bien adapté pour représenter l'évolution du phénomène observé avec une erreur moyenne d'environ 30% pour les 10 valeurs comparées (entre décembre 2018 et septembre 2019). Le modèle multiplicatif (en vert) a des résultats meilleurs avec une erreur moyenne d'environ 14%.

En regardant les résultats de manière plus détaillée, on remarque que l'évolution de la tendance permet de percevoir une évolution de la dégradation de la chaussée qui entraîne une augmentation tendancielle de la déformation au fil du temps. Ce phénomène peut être analysé suivant deux hypothèses qui pourraient éventuellement se combiner. Il peut découler (i) de l'évolution d'une fissure dans la chaussée qui se propage en remontant vers la surface ou (ii) comme une dégradation des propriétés mécaniques liée au vieillissement des matériaux constitutifs de la chaussée.

L'évolution de l'amplitude des variations saisonnières pourrait

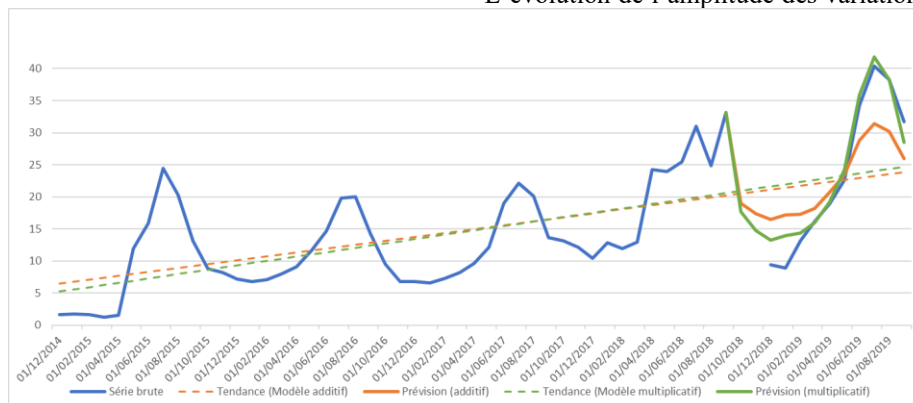


Figure 6. Résultats des modèles prédictifs additif et multiplicatif.

quant à elle être analysée au regard de ces mêmes hypothèses (évolution de la fissure et vieillissement des matériaux) mais semble également très corrélée aux variations de température de la chaussée et donc à la météo.

Des analyses complémentaires sont en cours pour quantifier l'impact de la météo (et en particulier de la température) sur l'amplitude des déformations. Les premiers résultats (Figure 7) semble confirmer cette influence mais doivent encore être validés.

4.3 Synthèse

Cette section présente une première approche uniquement basée sur les données collectées pour prédire l'évolution des dégradations de la chaussée. L'ensemble des premiers résultats obtenus sont donc encourageants et démontrent que ce type d'analyse, basée sur les données enregistrées par les capteurs, est prometteuse pour évaluer l'évolution des déformations de la chaussée dans le temps.

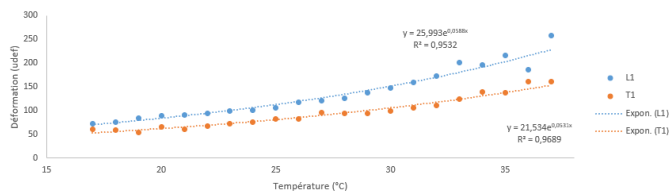


Figure 7. Valeurs moyennes de déformation selon la température en 2021 pour les jauges T1 et L1.

5 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Cet article présente les premiers résultats d'une approche pluridisciplinaire destinée à concevoir des outils d'aide à la décision pour la maintenance prédictive des chaussées. La méthodologie proposée devra, à terme, permettre :

- le déploiement de systèmes embarqués reconfigurables, connectés et autonomes comme moyens d'instrumentation d'une section de chaussée,
- le traitement de grandes quantités de données hétérogènes générées par ces systèmes embarqués,
- la démonstration combinée de l'ensemble des propositions dans un jumeau numérique hybridant modèle mécanique, modèle à base de connaissance et modèle issu des données assister la maintenance [Errandonea et al., 2020].

Comme évoqué précédemment, les premiers résultats obtenus sont prometteurs mais ouvrent de nombreuses pistes de recherche qui restent à explorer.

Pour ce qui est du déploiement futur de moyens d'instrumentation connectés, il convient de poursuivre l'étude de l'influence des caractéristiques des technologies de communication sans fil sur l'exploitabilité des données. Aujourd'hui, le site instrumenté utilise des capteurs, reliés via une liaison filaire à une station d'acquisition, dont les données sont échantillonnées à une fréquence élevée (2 kHz), garantissant ainsi la collecte d'une grande quantité de données pour chaque poids lourd détecté. Or, au sein d'un RCSF, il sera nécessaire d'explorer des solutions permettant de réduire la quantité de données à transmettre pour éviter, d'une part, de congestionner le réseau et pour garantir, d'autre part, une autonomie énergétique des nœuds capteurs la plus longue possible, afin de limiter les défaillances de nœuds notamment implémentés dans la chaussée. De ce fait, dans un premier temps, l'impact de la diminution de la fréquence d'échantillonnage sur l'exploitabilité finale des données sera évalué. Dans un second temps, il est envisagé d'expérimenter des solutions logicielles permettant de traiter directement au

sein du nœud les données brutes issues du capteur et donc de réduire la quantité de données à transmettre sur le réseau.

En ce qui concerne le développement du modèle mécanique proposé, l'analyse des signaux enregistrés par les jauges montre une augmentation continue de la déformation de la chaussée (Figure 5). Il serait alors intéressant d'explorer numériquement les causes physiques de ces augmentations. Pour cela, le modèle mécanique de la chaussée doit être amélioré en tenant compte des conditions réelles auxquelles elle est exposée, en termes de chargement dynamique, température d'exposition, dégradations de la chaussée (matériaux constitutifs et adhérence entre couches). Ces phénomènes physiques sont d'autant plus complexes à modéliser qu'ils sont liés. Le chargement dynamique est la représentation la plus réaliste du perpétuel passage des poids lourds sur la chaussée et constitue un premier axe de développement du MEF. Le passage des poids lourds est actuellement enregistré via les géophones. Les données issues du site instrumenté pourront donc être implémentées dans le modèle mécanique. De la même manière, les variations de température subies par la chaussée sont collectées par des sondes de température et pourront donc témoigner de l'histoire thermique. Les fluctuations de la température de la chaussée et le chargement cyclique induisent des modifications du comportement des matériaux constitutifs de la structure de chaussée au cours du temps. Au-delà de leur endommagement, ces matériaux présentent un comportement viscoélastique qu'il convient également de modéliser plus précisément. Ces sollicitations thermomécaniques peuvent entraîner une diminution de l'adhésion entre les couches bitumineuses mais également des phénomènes de fissuration. Ces derniers, quand ils remontent sur la couche de surface, sont responsables de dommages sur les voies de circulation, et le traitement devient alors curatif. Le chargement dynamique, le comportement viscoélastique des matériaux, la décohésion des couches, la simulation de propagation de fissures sont autant de phénomènes qu'il convient donc de modéliser pour parvenir à une représentation réaliste de la chaussée instrumentée.

Concernant l'exploitation des données collectées, les principales perspectives portent sur l'hybridation des modèles au sens de [Jimenez et al., 2020]. L'idée est de combiner les modèles physiques (reflétant notamment le comportement mécanique de la chaussée – Section 3) et les modèles issus des données (principalement basé sur les méthodes statistiques – Section 4) et basés sur les connaissances. Ce dernier type de modèle n'a pas été exploré dans notre étude mais pourrait permettre d'exploiter l'expertise des opérateurs humains de maintenance ou les mesures ponctuelles réalisées par des moyens technologiques embarqués sur des véhicules (déflectographe, LiDAR...). Plusieurs bénéfices peuvent être envisagés sur la base d'une approche hybride. En premier lieu, les sources exploitables de données et de connaissances seraient multipliées pour intégrer :

- les relevés météorologiques (et les prévisions associées),
- les capteurs de pesée du trafic déjà installés en amont du site instrumenté,
- les caméras positionnées aux péages pour compter ou catégoriser les véhicules qui sollicitent la chaussée,
- les comptes-rendus des opérations de maintenance.

Ensuite le modèle mécanique pourrait bénéficier d'une mise à jour des paramètres de modélisation par l'analyse des données de trafic et environnementales (e.g., évolution de la température de la chaussée) réellement mesurées pour affiner les résultats et s'approcher des conditions d'usage réelles et simuler les « pires » scénarios afin d'anticiper l'évolution des

dégradations. Enfin l'expertise humaine, couplée à l'analyse des données réelles et des résultats des modèles physiques, pourrait permettre de mettre en évidence des liens analytiques entre les conditions environnementales et les dégradations constatées pour en extraire des règles métiers destinées aux opérateurs en charge de la maintenance mais également aux concepteurs des futures chaussées. Par exemple, il conviendrait d'explorer la relation entre le cumul de température supporté par la chaussée et l'augmentation des déformations enregistrée par les capteurs pour éventuellement produire un abaque permettant, sur la base des seuls relevés de température ambiante, d'estimer l'état de santé de la chaussée.

6 REMERCIEMENTS

Les travaux présentés dans ce papier ont été financés, dans le cadre du projet MADNESS, par l'Institut Carnot ARTS et l'Institut Carnot CLIM'ADAPT.

Les auteurs de cet article souhaitent remercier la Direction interdépartementale des routes Atlantique (DIRA) pour la mise à disposition des données collectées sur la section de chaussée instrumentée de l'A63 ainsi que A. Boureaud, V. Mussard, T. Le Roy, et D. Varin pour leur travail dans ce projet.

REFERENCES

AFNOR Association française de normalisation (2019). *Dimensionnement structurel des chaussées routières – Application aux chaussées neuves* (Norme AFNOR NF P 98-086). AFNOR Éditions.

Alavi, A. H., Hasni, H., Lajnef, N., & Chatti, K. (2016). Continuous health monitoring of pavement systems using smart sensing technology. *Construction and Building Materials*, 114, 719-736.

Ansari, F., Glawar, R., & Nemeth, T. (2019). PriMa: a prescriptive maintenance model for cyber-physical production systems. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 32(4-5), 482-503.

Arumugam, P., & Saranya, R. (2018). Outlier detection and missing value in seasonal ARIMA model using rainfall data. *Materials Today: Proceedings*, 5(1), 1791-1799.

Bajwa, R., Rajagopal, R., Coleri, E., Varaiya, P., & Flores, C. (2013, April). In-pavement wireless weigh-in-motion. In *Proceedings of the 12th international conference on Information processing in sensor networks* (pp. 103-114).

Barriera, M., Pouget, S., Lebental, B., & Van Rompu, J. (2020). In situ pavement monitoring: A review. *Infrastructures*, 5(2), 18.

Bertrand, L., Boutonnet, M., Cazeneuve, J., Chabrol, J., Dauzats, M., Griselin, J. F., Coquereau, A., Poilane, J.P., Robert, B., Lepert, P., & Siffert, M. (1998). Catalogue des dégradations de surface des chaussées - Version 1998. *Techniques et méthodes des laboratoires des ponts et chaussées* N°38-2, (52).

Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.

Braunfelds, J., Senkans, U., Skels, P., Janeliukstis, R., Porins, J., Spolitis, S., & Bobrovs, V. (2022). Road Pavement Structural Health Monitoring by Embedded Fiber-Bragg-Grating-Based Optical Sensors. *Sensors*, 22(12), 4581.

Calhoon, T., Zegeye, E., Velasquez, R., & Calvert, J. (2022). Using Falling Weight Deflectometer (FWD) and Ground Penetrating Radar (GPR) to monitor the effects of seasonal moisture variation on the structural capacity of pavements. *Construction and Building Materials*, 351, 128831.

Camara Dit Pinto, S., Villeneuve, E., Masson, D., Boy, G., Baron, T., & Urfels, L. (2021). Digital twin design requirements in downgraded situations management. *IFAC-PapersOnLine*, 54(1), 869-873.

Cho, S., Tóth, C., & Soós, Z. (2018). Finite Element Method analysis for mechanistic design in flexible pavement, Review: From how to build a material in FE analysis to complexity in reality. *Építőanyag (Online)*, (6), 204-208.

Di Graziano, A., Marchetta, V., & Cafiso, S. (2020). Structural health monitoring of asphalt pavements using smart sensor networks: A comprehensive review. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 7(5), 639-651.

Duong, N. S. (2017). *Instrumentation de chaussées : la route intelligente qui s'auto-détecte ?* (Doctoral dissertation, École centrale de Nantes).

Errandonea, I., Beltrán, S., & Arrizabalaga, S. (2020). Digital Twin for maintenance: A literature review. *Computers in Industry*, 123, 103316.

Glaessgen, E., & Stargel, D. (2012, April). The digital twin paradigm for future NASA and US Air Force vehicles. In *53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC structures, structural dynamics and materials conference 20th AIAA/ASME/AHS adaptive structures conference 14th AIAA* (p. 1818).

Harvey, A. C., & Pierse, R. G. (1984). Estimating missing observations in economic time series. *Journal of the American statistical Association*, 79(385), 125-131.

Hou, Y., Li, Q., Zhang, C., Lu, G., Ye, Z., Chen, Y., ... & Cao, D. (2021). The state-of-the-art review on applications of intrusive sensing, image processing techniques, and machine learning methods in pavement monitoring and analysis. *Engineering*, 7(6), 845-856.

Jimenez, J. J. M., Schwartz, S., Vingerhoeds, R., Grabot, B., & Salaün, M. (2020). Towards multi-model approaches to predictive maintenance: A systematic literature survey on diagnostics and prognostics. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 539-557.

Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., & Sihn, W. (2018). Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *Ifac-PapersOnline*, 51(11), 1016-1022.

Li, Z., Cheng, C., Kwan, M. P., Tong, X., & Tian, S. (2019). Identifying asphalt pavement distress using UAV LiDAR point cloud data and random forest classification. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(1), 39.

Min, Q., Lu, Y., Liu, Z., Su, C., & Wang, B. (2019). Machine learning based digital twin framework for production optimization in petrochemical industry. *International Journal of Information Management*, 49, 502-519.

Onischenko, A., Aksenov, S., & Nevyhlovskyy, V. (2016). Numerical Simulation of Stress-Strain State of Asphalt Concrete Pavement on the Carriageway of the South Bridge in Kiev. *Procedia Engineering*, 134, 322-329.

Roberts, R., Menant, F., Di Mino, G., & Baltazart, V. (2022). Optimization and sensitivity analysis of existing deep learning models for pavement surface monitoring using low-quality images. *Automation in Construction*, 140, 104332.

Selsal, Z., Karakas, A. S., & Sayin, B. (2022). Effect of pavement thickness on stress distribution in asphalt pavements under traffic loads. *Case Studies in Construction Materials*, 16, e01107.

Shtayat, A., Moridpour, S., Best, B., Shroff, A., & Raol, D. (2020). A review of monitoring systems of pavement condition in paved and unpaved roads. *Journal of Traffic and Transportation Engineering (English Edition)*, 7(5), 629-638.

Sun, L., & Duan, Y. (2013). Dynamic response of top-down cracked asphalt concrete pavement under a half-sinusoidal impact load. *Acta Mechanica*, 224(8), 1865-1877.

Wang, N., Han, T., Cheng, H., Li, T., Fu, J., Ma, T., ... & Zhang, Y. (2022). Monitoring structural health status of asphalt pavement using intelligent sensing technology. *Construction and Building Materials*, 352, 129025.

Yacout, S., & Ouali, M. S. (2019, January). Using artificial intelligence for block maintenance of pavement segments with similar degradation profile. In *2019 Annual Reliability and Maintainability Symposium (RAMS)* (pp. 1-5). IEEE.

Ye, Z., Wei, Y., Li, J., Yan, G., & Wang, L. (2022). A distributed pavement monitoring system based on Internet of Things. *Journal of traffic and transportation engineering (English edition)*, 9(2), 305-317.

Zhang, S., Zhang, C., & Yang, Q. (2003). Data preparation for data mining. *Applied artificial intelligence*, 17(5-6), 375-381.