

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE
APPLIQUÉES

PAR
KHADIM LO

OPTIMISATION DE TRAFIC DE CAMIONS DANS UN CONTEXTE PORTUAIRE PAR
UNE APPROCHE D'APPRENTISSAGE MACHINE

AOÛT 2023

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire, de cette thèse ou de cet essai a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire, de sa thèse ou de son essai.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire, cette thèse ou cet essai. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire, de cette thèse et de son essai requiert son autorisation.

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. François Meunier, Directeur de mémoire, Professeur au département de Mathématiques et Informatique.

Mme. Viviane Gascon, Professeure au département de management.

M. Usef Faghihi, Professeur au département de Mathématiques et Informatique

REMERCIEMENTS

Cher ALLAH, Seigneur de l'univers,

En ce moment de reconnaissance et de gratitude, je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance envers Vous. Vous êtes le Créateur de toute chose, le Gardien des cieux et de la terre, et ma foi en Vous a été une source de force et d'inspiration tout au long de ce trajet ainsi que pour toute ma vie.

À mes chers parents, particulièrement à ma mère et à mon père, je tiens à vous exprimer toute ma gratitude. Votre soutien inconditionnel et votre amour indéfectible ont été les piliers qui ont guidé mes pas tout au long de ce trajet académique. Vos mots d'encouragement et vos sacrifices ont été une source d'inspiration inépuisable.

À mon cher professeur et directeur de recherche, Monsieur François Meunier, je souhaite exprimer ma plus sincère reconnaissance. Votre expertise, votre dévouement et surtout votre passion m'ont permis de repousser mes limites. Votre encadrement attentif, votre patience et vos conseils éclairés ont joué un rôle clé dans l'aboutissement de ce mémoire. Je suis très honoré d'avoir eu la chance de travailler sous votre direction.

J'aimerais également adresser mes remerciements à votre collègue, Madame Viviane Gascon, à l'ensemble des professeurs et amis ainsi qu'à tout le personnel administratif du département de Mathématiques et Informatiques.

Le soutien administratif et la qualité des formations nous ont assuré un environnement propice à l'apprentissage. Je vous suis reconnaissant pour votre collaboration et votre générosité intellectuelle.

Je tiens également, par le biais de Madame Geneviève Allard, à exprimer ma gratitude envers le Port de Trois-Rivières. Votre soutien financier et logistique a été essentiel dans la réalisation de ce mémoire.

OPTIMISATION DE TRAFIC DE CAMIONS DANS UN CONTEXTE PORTUAIRE PAR UNE APPROCHE D'APPRENTISSAGE MACHINE

Khadim LO

RÉSUMÉ

L'efficacité de la planification des rendez-vous et de l'optimisation des itinéraires des camions dans un contexte routier portuaire est un défi majeur pour les ports. La recherche du chemin le plus court, en termes de durées, pour déterminer l'itinéraire optimal est un aspect clé de cette planification, Et l'utilisation des systèmes de rendez-vous et l'organisation de ces derniers dans des plages horaires peuvent également jouer un rôle crucial dans la gestion des rendez-vous.

Cette étude se concentre sur l'évaluation comparative de différents modèles de système de rendez-vous avec le concept de recherche du plus court chemin basé sur la durée de trajet, en prenant en compte l'aspect des plages horaires pour les camions.

Donc l'objectif principal de ce mémoire, est de déterminer quel modèle offre les meilleures performances en termes de gestion de rendez-vous, d'optimisation des itinéraires et de la réduction des durées de trajet des camions au sein d'un port pour une meilleure planification des rendez-vous et un meilleur partage des ressources. De plus, cette étude permet de voir comment l'intelligence artificielle pourrait aider à la prédiction des durées de trajets de camions, en palliant au système de géolocalisation en cas de défaillances.

Les résultats de cette étude fournissent des informations précieuses pour les gestionnaires d'un port, d'une part, en leur permettant de choisir le modèle de rendez-vous le plus approprié et, d'autre part d'appliquer de l'intelligence artificielle pour obtenir de meilleurs résultats en matière de gestion des rendez-vous, d'optimisation des itinéraires et de la réduction des durées de trajets des camions pour offrir des meilleurs services à ses clients et participer à la protection de l'environnement.

Mots clés : Port ; Système de rendez-vous ; Optimisation des itinéraires ; Trafic routier ; Recherche du plus court chemin ; Intelligence Artificielle.

TRUCK TRAFFIC OPTIMIZATION IN PORT CONTEXT THROUGH A MACHINE LEARNING APPROACH

Khadim LO

ABSTRACT

The efficiency of appointment scheduling and truck route optimization in a port road context is a major challenge for ports. The search for the shortest path to a destination, for duration, to determine the optimal path is a key aspect of this planning, but time's slots organization can also play a crucial role in appointment management.

This study focuses on the comparative evaluation of different appointment scheduling system models with the shortest path search concept based on travel duration, taking into account time slots for trucks.

Therefore, the objective is to determine which model offers the best performance in terms of appointment management, route optimization, and reducing truck travel durations within the port, and how artificial intelligence can assist in predicting durations as a backup to the geolocation system in case of failure, for better appointment planning and resource sharing.

The results of this study will provide valuable insights into the port. On one hand, it will enable them to choose the most suitable model, and on the other hand, it will allow the application of artificial intelligence to achieve better results in terms of appointment management, route optimization, and reducing truck travel durations, thereby providing better services to clients and contributing to environmental protection.

Keywords: Port; Appointment scheduling system; Route optimization; Road traffic; Shortest path search; Artificial Intelligence.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS.....	III
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT.....	VI
LISTE DES TABLEAUX.....	XI
LISTE DES FIGURES.....	XII
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
1.1 Mise en contexte	1
1.2 Problématique	2
1.3 Objectifs du mémoire	3
1.4 Structure du mémoire	5
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTERATURE	1
2.1 Introduction.....	1
2.1 Systèmes de rendez-vous et optimisation des itinéraires.....	1
2.2 Réduction des émissions et optimisation environnementale	9
2.3 Diversité des approches et l’application de l’intelligence artificielle pour l’optimisation des itinéraires.	10
2.4 Rappel sur les technologies de l’Intelligence Artificielle.....	12
2.5 Conclusion	14
CHAPITRE 3 METHODOLOGIE	7
3.1 Présentation du port à l’étude	7
3.2 Acquisition des données	17
3.2.1 Prétraitement des données	18
3.2.2 Stockage et requêtes	19
3.3 Analyse exploratoire	20

3.3.1	Analyses descriptives	20
3.3.2	Analyses des temps d'attentes	21
3.3.3	Constats et analyse des corrélations	24
3.4	Proposition de modèles de rendez-vous	29
3.4.1	Modèle 1 : Rendez-vous sur deux plages horaires de quatre heures	31
3.4.2	Modèle 2 : Rendez-vous sur quatre plages horaires de deux heures	32
3.4.3	Modèle 3 : Rendez-vous sur huit plages horaires d'une heure.....	33
3.4.4	Conditions et paramètres de simulation des modèles de système de rendez-vous.....	33
3.4.5	Calcul de la durée d'un trajet de camion	36
3.4.6	Estimation des temps d'attente et de déplacement :	40
3.4.7	Modèle de recherche de chemin le plus court	40
3.5	Outils.....	45
3.5.1	Système de géolocalisation.....	46
3.5.2	Python.....	46
3.5.3	Librairie datatime	47
3.5.4	TensorFlow et Keras.....	47
3.5.5	Pandas.....	48
3.5.6	PyCharm CE.....	48
3.5.7	Jupyter Notebook.....	48
3.5.8	Google Colab.....	49
3.6	Conclusion	49
CHAPITRE 4 RESULTATS ET DISCUSSIONS		17
4.1	Observations et analyses	17
4.2	Validation des modèles	58
4.2.1	Réduction de la congestion.....	58
4.2.2	Réduction de la durée	61
4.3	Modèle de prévision des durées des trajets.....	64
4.3.1	Observations et analyses.....	65

4.3.2 Performances et limites	66
4.3.3 Perspectives	67
CHAPITRE 5 CONCLUSION.....	52
RÉFÉRENCES	70

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 Corrélation entre les temps d'attente (maximal et minimal) et le nombre d'enregistrements	27
Tableau 3.2 Corrélation entre les temps attente (plus courte et plus longue), les trajets de longue durée, et le nombre de trajets	28
Tableau 3.3 Les temps de trajets vers antennes	35
Tableau 3.4 Paramètres de simulations.....	35
Tableau 4. 1 Gain de temps en moyen	56
Tableau 4. 2 Comparaison des plus longues durées	61

LISTE DES FIGURES

Figure 3. 1	Le nombre de trajets par mois.....	17
Figure 3. 2	Les antennes les plus fréquentées	21
Figure 3. 3	Temps d’attente minimal moyen	22
Figure 3. 4	Temps d’attente maximaux.....	22
Figure 3. 5	Nombre de cas de temps d’attente maximaux moyens par antenne	23
Figure 3. 6	Pourcentage des trajets de temps d’attente maximal moyen par antennes par rapport au nombre total de trajets impliquant chaque antenne.....	24
Figure 3. 7	Impact des longs temps attente sur les durées totales de trajets	25
Figure 3. 8	Impact du nombre d’enregistrements aux antennes sur les temps d’attente maximaux.....	26
Figure 3. 9	Exemple de schéma de circulation des camions	31
Figure 3. 10	Exemple de modélisation d'un trajet complet pour un camion	37
Figure 4. 1	Courbe de variation des durées totales des trajets calculés avec le modèle 1	52
Figure 4. 2	Courbe de variation des durées des trajets totales calculés avec le modèle 2	54
Figure 4. 3	Courbe de variation des durées des trajets calculés avec le modèle 3.....	55
Figure 4. 4	Gain de temps	56
Figure 4. 5	Congestion de la journée d’observation du 11 Avril	59
Figure 4. 6	Nombre d’arrivées des camions par heure avec les systèmes de rendez-vous et de la journée d’observation du 11 Avril.....	60
Figure 4. 7	Comparaison des durées totales moyennes pour les 3 modèles et la journée d’observation du 11 avril.....	62

Figure 4. 8 Durées cumulatives des trajets pour les 3 modèles et la journée d'observation du 11 avril.....	63
Figure 4. 9 Courbes de variation des pertes pour l'entraînement et la validation.....	66

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

Les secteurs maritime et portuaire participent de manière cruciale au développement économique du Québec. Ces secteurs assurent les importations et les exportations et facilitent la libre circulation des biens et marchandises sur le plan provincial, national et international.

Selon le Ministère du transport du Québec (inc, 2012), en 2010, ces secteurs généraient un chiffre d'affaires de 3,1 milliards de dollars, créent 27 349 emplois directs ou indirects et contribuent, en guise de revenus fiscaux et parafiscaux, 181,1 millions de dollars au gouvernement provincial et 501,3 millions de dollars au gouvernement fédéral.

Dans les ports du Québec, les transbordements représentent annuellement 110 millions de tonnes de marchandises dont 75% pour le trafic international et 25% pour le trafic intérieur (entre les ports canadiens et dont un port du Québec). La circulation de ces marchandises est assurée par un réseau très diversifié de transport : transport routier, transport maritime, transport ferroviaire, etc.

Selon le rapport de la firme « Les Conseillers ADEC Inc. » portant sur « Étude de l'impact économique de l'industrie maritime au Québec », (2012), le Québec compte 20 ports qui ont assuré 11 000 mouvements de navires. Ces mouvements impliquent 99 transporteurs maritimes, 37 activités portuaires et 126 services de soutien en 2010.

Ces ports stimulent de manière considérable l'économie locale par la création d'une multitude d'emplois qui interpellent toutes les couches de la société à tous les niveaux de compétences : transporteurs, administrateurs, techniciens, agent d'entrepôts, opérateurs d'équipement, agents de sécurité, etc.

Rien que pour le port de Trois Rivières, dans leur rapport d'activités de 2022, il est mentionné qu'un total de 4,3 millions de tonnes métriques de marchandises ont transité par le port. Ce chiffre représente une hausse de 10% par rapport en 2021. (l'APTR, 2022)

En plus de son immense réseau de circulation intermodal, la localisation stratégique entre les villes de Montréal et Québec a fait du port de Trois-Rivières un véritable pôle économique dans la province de Québec et au Canada. Dans ce port, la circulation de marchandises peut être faite par voie maritime, ferroviaire ou routière, ce qui favorise, entre autres, sa compétitivité sur le plan national et international.

1.2 Problématique

Il est clair que les secteurs maritime et portuaire occupent une place incontournable dans l'économie du Québec comme montré dans les étapes précédentes. Mais il faut savoir que, comme tout secteur, ces derniers aussi présentent quelques inconvénients liés aux différents services impliqués dans la chaîne logistique et à l'exploitation des moyens permettant de satisfaire les besoins des clients.

Le trafic routier au sein des ports pose inévitablement une série de défis, tels que la congestion, les temps d'attente, et surtout, les préoccupations environnementales liées aux émissions de gaz CO₂. C'est pourquoi les gestionnaires portuaires sont vivement intéressés par l'identification de solutions pour une meilleure gestion de ce trafic.

Dans le cadre de ce mémoire, nous allons mettre l'accent sur les véhicules lourds utilisés pour le transport routier des biens et marchandises dans un port.

Le port en question joue un rôle essentiel dans les activités de chargement et de déchargement de marchandises, attirant ainsi un grand nombre de camions chaque jour.

Cependant, l'examen des données révèle un problème préoccupant : les camions subissent des durées d'attente souvent longues à certaines endroits critiques du processus logistique.

Lorsqu'un camion arrive au port, il passe par l'une des deux guérites pour accéder à l'intérieur après la validation d'un contrôle par carte ou par un humain.

Arrivé à l'intérieur, avant d'effectuer une opération de chargement ou de déchargement, le camion doit passer par une balance pour se peser avant et après l'opération. Ces pesées sont

essentielles pour évaluer la quantité de marchandises transportées et maintenir la conformité réglementaire. Cependant, ces points de contrôle semblent être des points de congestion.

Ces durées d'attente prolongées ont des conséquences importantes. Tout d'abord, elles ont un impact négatif sur l'efficacité et la productivité du port. Les camions passent beaucoup de temps en attente avant d'effectuer leur tâche, ce qui ralentit le flux des marchandises et peut engendrer des coûts supplémentaires.

Une des préoccupations est liée à la protection de l'environnement qui est le récepteur direct des gaz d'échappement libérés par ces véhicules pendant leurs activités. Ces gaz contiennent des polluants tels que le monoxyde de carbone (CO), le dioxyde de carbone (CO₂), l'oxyde d'azote (NO_x), extrêmement nocifs pour la santé et la sauvegarde de la nature.

La consommation de carburant et le mauvais entretien de ces véhicules contribuent de, manière déplorable, à la production des gaz à effet de serre (GES) et restent l'un des facteurs responsables des changements climatiques.

En 2023, au Québec, les transports jouent un rôle significatif dans les émissions de gaz à effet de serre (GES). Selon les données disponibles du gouvernement du Québec (Québec G. d., 2023), environ 43 % des émissions totales de gaz à effet de serre proviennent spécifiquement du secteur des transports, englobant divers modes tels que le transport routier, aérien, maritime, ferroviaire et hors route. Parmi eux, le transport routier se démarque en tant que principale source de ces émissions, contribuant à hauteur de 34 % du total.

Ces émissions provenant du secteur des transports ont également des répercussions sur la qualité de l'air, contribuant ainsi à la pollution atmosphérique. Ces statistiques inquiétantes suscitent encore une fois l'intérêt de réfléchir pour trouver des moyens permettant de réduire ces émissions de polluants en réfléchissant par une meilleure planification des déplacements des camions.

1.3 Objectifs du mémoire

Pour répondre à cette problématique, il est nécessaire de chercher des moyens de réorganiser les déplacements des camions pour une circulation plus fluide des camions.

Pour cela, des réflexions peuvent être faites à différents niveaux en mettant l'accent sur les principales sources de goulots d'étranglements : trouver une meilleure organisation des déplacements des véhicules.

L'objectif de ce mémoire vise, d'une part, l'évaluation comparative de différents modèles de système de rendez-vous, en prenant en compte le concept des plages horaires pour les camions, et d'autre part, l'utilisation de l'intelligence artificielle pour l'estimation des durées des trajets des camions comme alternative en cas d'un éventuel dysfonctionnement du système de géolocalisation sur lequel repose ces systèmes de rendez-vous.

L'intérêt de cette proposition est de mieux gérer l'afflux de camions au port en régulant leur arrivée de manière plus équilibrée. En mettant en place des systèmes de rendez-vous, les transporteurs pourront planifier à l'avance l'heure d'arrivée de leurs camions pour le chargement ou le déchargement. Cela permettra d'éviter les pics d'activités et de répartir de manière plus uniforme le flux de camions tout au long de la journée.

Donc on vise à déterminer quel modèle de système rendez-vous offre la meilleure organisation des déplacements et la réduction des durées de trajets des camions au sein du port et comment l'intelligence artificielle pourrait aider à la prévision des durées de trajets pour une meilleure planification des rendez-vous et des ressources.

Pour atteindre cet objectif, notre approche consistera, d'abord, en une analyse approfondie des données actuelles sur les activités routières des camions au port. Cette étape cruciale nous permettra de saisir pleinement les défis auxquels nous sommes confrontés.

Ensuite, nous allons procéder à des simulations de différents systèmes de planification de rendez-vous. L'objectif est d'identifier le système qui minimise la durée totale des trajets des camions, de leur arrivée au port jusqu'à leur sortie, en tenant compte les étapes logistiques telles que le chargement, le déchargement, la pesée, etc.

Enfin, pour compléter notre démarche, nous allons proposer un système d'intelligence artificielle permettant de prévoir la durée du trajet d'un véhicule lors de la prise de rendez-vous au port. Ce système utilisera de l'apprentissage automatique pour analyser les données en temps réel et prédit la durée du trajet le plus court.

1.4 Structure du mémoire

La structure de ce mémoire est organisée comme suit. Le premier chapitre d'introduction explique le rôle essentiel que jouent les secteurs maritime et portuaire dans le développement économique du Québec et, d'autre part, les défis environnementaux associés à l'activité portuaire et maritime.

Le deuxième chapitre constitue une revue de littérature approfondie, dans laquelle nous synthétisons plusieurs travaux scientifiques traitant de la problématique liée à l'optimisation des trafics routiers dans un contexte portuaire. Cette revue vise à explorer les approches, les méthodes et les résultats des recherches antérieures pertinentes, afin de mieux comprendre les défis et les solutions proposées par d'autres chercheurs dans ce domaine.

Le troisième chapitre présente les méthodologies spécifiques que nous avons utilisées pour atteindre les objectifs fixés dans ce mémoire. Dans ce chapitre, nous détaillons les différents systèmes de rendez-vous que nous avons envisagés, qui offrent des plages horaires pour les camions et intègrent un principe de recherche de chemin optimal.

Le quatrième chapitre expose les observations et les analyses découlant des résultats obtenus à partir des différents modèles testés. Nous présentons les conclusions partielles sur les performances et les limites de chaque système de rendez-vous. Nous présentons également des conclusions sur l'apport des technologies avancées telles que l'intelligence artificielle dans la recherche du plus court chemin.

Et enfin, le cinquième et dernier chapitre qui clôture cette étude en faisant un retour sur les grandes lignes du mémoire et en proposant des perspectives l'amélioration des modèles présentés ou l'utilisation de technologies plus avancée

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Introduction

La congestion dans les ports, en raison des nombreux camions qui y circulent, est un défi majeur pour les acteurs du secteur portuaire. Elle détériore non seulement la qualité de service mais aussi, affecte négativement notre environnement du fait des polluants nocifs dégagés par la consommation de carburant.

Plusieurs études ont été menées pour optimiser les processus impliqués dans la chaîne logistique et surtout dans le trafic routier. De la programmation classique à des simples modèles plus sophistiqués tels que l'Intelligence Artificielle (IA) et les algorithmes de recherche de chemin le plus court, différentes approches sont notées dans la revue de littérature.

Nous allons d'abord explorer, de manière générale, l'état de l'art par une revue de la littérature portant sur l'optimisation du transport routier par camions lourds. Ensuite, nous allons présenter quelques articles qui seront analysés brièvement allant des méthodes classiques aux méthodes d'Intelligence Artificielle.

2.1 Systèmes de rendez-vous et optimisation des itinéraires

Liao & Goodchild (2010) ont étudié l'importance de la mise en place de systèmes de communication entre les camionneurs et les opérateurs pour améliorer les opérations de manutention. La communication efficace entre les différentes parties permet une meilleure coordination des opérations et réduit les retards. Phan & Kim (2015) ont mis en évidence l'importance de la connaissance des heures d'arrivées des camions dans la planification des

activités. La connaissance précise des heures d'arrivées des camions permet une meilleure gestion des entrées et sorties des camions et réduit les temps d'attente.

Giuliano & O'Brien (2007) ont confirmé l'amélioration du trafic avec un système de rendez-vous appliqué aux ports de Los Angeles et Long Beach. Le système de rendez-vous réduit les congestions et améliore la fluidité du trafic dans les ports.

Huynh & Hutson (2008) ont souligné l'importance de prendre en compte les retards et les perturbations qui peuvent arriver à tout moment. Des stratégies efficaces peuvent minimiser les retards et augmenter l'efficacité des opérations (Chen, Govindan & Golias (2013)).

Chen & Yang (2014) ont montré l'efficacité de l'utilisation des fenêtres de temps dans les systèmes de rendez-vous pour réduire les temps d'attente. Les fenêtres de temps permettent une meilleure planification des rendez-vous et une réduction des temps d'attente.

Schulte, Gonzalez, & Vob (2015) ont proposé un système de rendez-vous et s'intéressent au nombre de trajets des camions vides dans les opérations portuaires. Le système de rendez-vous permet d'optimiser la planification des trajets des camions, minimisant ainsi les trajets vides et réduisant les coûts opérationnels.

Certains chercheurs, comme Yunfang, Chang, Wang, & Tang (2019), orientent leurs études dans la recherche du chemin optimal lors du déplacement des camions. D'autres, comme Da Silva Firmino, Abreu Silva, & Times (2016), utilisent les algorithmes traditionnels pour la récupération de conteneurs dans un système de terminal à conteneurs. Ils ont proposé les algorithmes de Dijkstra et A* (Heuristique) pour la recherche d'une séquence optimale des opérations visant à réduire soit la distance totale parcourue par la grue de chargement ou de déchargement soit le nombre de relocalisations de conteneurs.

Azab, Karam, & Eltawil (2017) se focalisent sur les problèmes de congestion dans les terminaux à conteneurs, notamment les longues files d'attente et les temps de séjour prolongés des camions. Pour remédier à cette situation, les auteurs proposent la mise en place d'un système dynamique et collaboratif de rendez-vous des camions, connu sous le nom de DCTAS.

Le système DCTAS est basé sur une approche intégrée d'optimisation et de simulation, visant à faciliter la collaboration entre les entreprises de camionnage et les responsables de terminaux.

Il se déroule en cinq étapes :

- Les entreprises de camionnage communiquent l'heure d'arrivée de leurs camions en prenant en compte diverses informations, telles que l'arrivée des navires et la disponibilité des camions.
- Les opérateurs du terminal estiment ensuite les temps de séjour des camions en fonction des propositions reçues.
- Les responsables du terminal informent les entreprises de camionnage des temps de séjour prévus.
- Les entreprises de camionnage utilisent un modèle de programmation mixte (MIP) en prenant en compte les informations fournies pour obtenir une nouvelle proposition d'arrivée des camions.
- Le calendrier de rendez-vous est régulièrement mis à jour en attendant de nouvelles propositions.

Pour évaluer l'efficacité du système, les chercheurs ont utilisé un modèle de simulation à événements discrets, implémenté à l'aide du logiciel "Flexsim CT", permettant de simuler les opérations dans les terminaux à conteneurs.

Les résultats obtenus démontrent que le système a permis une réduction significative de la longueur moyenne des files d'attente aux guérites du port de 21% et du temps de séjour moyen des camions de 22,6%. Ces propositions permettent de réduire la congestion dans les terminaux, d'alléger la charge de travail et d'améliorer la planification des rendez-vous.

Des défis liés à la planification de l'arrivée de camions dans un port avec conteneurs sont abordés par Ng, Mak, & Zhang (2007) qui proposent un algorithme génétique (GA) pour planifier des tâches de transport avec des temps de traitement dépendant de la séquence et des heures de disponibilités différentes.

Éloïse Goudreau (2018) a proposé la mise en place d'un système de rendez-vous avec des plages horaires pour réduire les temps d'attente des camions dans un port non conteneurisé. Les résultats de ses recherches montrent que ce système permet de diminuer le temps de passage des camions de 22% à 62%, selon la durée des plages de rendez-vous et les politiques de gestion

mises en place. L'approche de plages de rendez-vous de 2 heures 80/20 avec les politiques « premier arrivé premier servi » ou respect de la plage de rendez-vous s'est révélée efficace pour optimiser les performances.

Face aux défis du manque de données pertinentes, des recherches ont été entreprises sur les méthodes de collecte de données pour avoir des informations précises sur le trafic des camions. Tok, et al. (2017) ont développé un système utilisant une technologie de signature inductive avec des modèles de classification automatique des camions pour collecter des données sur le trafic des camions dans les ports. La collecte de données précises sur le trafic des camions permet une meilleure prise de décision pour la gestion du trafic portuaire.

2.2 Réduction des émissions et optimisation environnementale

Au-delà de la réduction des files d'attente, ces diverses propositions de planification de rendez-vous retrouvées dans la littérature participent considérablement à la réduction des gaz à effet de serre et des polluants.

Do, N.A.D., Nielsen, Chen, & Nielsen (2016) ont proposé une méthode basée sur les algorithmes génétiques pour réduire les émissions de gaz à effet de serre dans les opérations portuaires impliquant des conteneurs. L'utilisation des algorithmes génétiques permet de trouver des solutions optimales pour réduire les émissions de gaz à effet de serre, contribuant ainsi à des opérations portuaires plus respectueuses de l'environnement.

Schulte, Gonzalez, & Vob (2015) ont proposé un système de rendez-vous pour réduire le nombre de trajets des camions vides et ainsi réduire les émissions de gaz à effet de serre et de polluants. Ils examinent un TAS (Truck Appointment System collaboratif qui vise à réduire les trajets à vide et les émissions dans les ports. Les résultats montrent que les TAS collaboratifs peuvent efficacement réduire les émissions dues aux trajets à vide évitables, mais soulignent également l'importance d'une gestion adéquate de la congestion.

Qureshi, Ali Shah, & Al-Matroushi (2013) ont travaillé sur une optimisation multi-objectifs pour trouver le chemin le plus court entre deux points en se basant sur la pondération de différents critères et le mécanisme de la logique floue. L'approche multi-objectifs permet de prendre en compte plusieurs critères, tels que la distance à parcourir, niveau de pollution, etc.

Des telles méthodes appliquées au domaine portuaire permettraient d'obtenir des itinéraires optimaux répondant aux besoins spécifiques des camionneurs. Ceci réduirait les émissions des véhicules.

2.3 Diversité des approches et l'application de l'intelligence artificielle pour l'optimisation des itinéraires.

Kathrin, Schwientek, & Jahn (2017) ont mené une étude approfondie en réalisant une revue de littérature portant sur les temps d'attente dans les ports depuis l'année 2000. Leur objectif était de mieux comprendre les différentes approches expérimentées pour réduire la congestion dans ces infrastructures portuaires cruciales pour le commerce mondial.

Dans leur analyse, les chercheurs ont présenté un schéma de classification des différentes approches utilisées pour aborder le problème de la congestion portuaire. Ils ont ensuite appliqué cette classification à un ensemble de 71 publications afin d'identifier les méthodes les plus couramment utilisées, les paramètres pris en compte, les développements récents et les tendances émergentes.

Les résultats de leur étude ont mis en évidence les principaux objectifs poursuivis par les chercheurs dans leurs travaux :

- Réduction des coûts du système : Les ports cherchent à optimiser leur fonctionnement pour minimiser les coûts liés aux temps d'attente, à la gestion des flux de marchandises et aux ressources nécessaires pour traiter les arrivées de navires et de camions.
- Réduction de la congestion dans le port : L'un des défis majeurs des ports est de faire face à l'afflux constant de navires et de camions, ce qui entraîne souvent des congestions, des files d'attente importantes et des temps d'attente excessifs.
- Réduction des émissions : Les chercheurs se sont également intéressés aux impacts environnementaux des opérations portuaires, en cherchant à réduire les émissions de gaz à effet de serre et de polluants atmosphériques associées au trafic intense des véhicules dans les ports.

- Augmentation de la productivité : Une meilleure gestion des opérations portuaires permet d'augmenter l'efficacité et la productivité des terminaux, ce qui est essentiel pour soutenir la croissance du commerce mondial.
- Etc.

Les recherches ont souligné l'importance de résoudre les problèmes liés aux temps de séjour excessifs des camions et aux longues files d'attente dans les ports. Ces problèmes résultent souvent d'un déséquilibre entre le taux d'arrivée des camions et la capacité des ressources disponibles pour les servir, notamment les guérites d'entrée/sortie, les zones de pesée ou balances et les zones de chargement/déchargement des produits.

Par ailleurs, plusieurs concepts d'intelligence artificielle ont été abordés au fil du temps voire combinés avec certains algorithmes traditionnels de recherche de chemin optimal.

Abduljabbar, R., Dia, H., Liyanage, S., & Bagloee, S. (2019) proposent un aperçu des applications de l'intelligence artificielle dans le domaine des transports. L'objectif de leurs recherches est de fournir une vue d'ensemble des techniques d'intelligence artificielle utilisées pour résoudre les problèmes tels que la gestion du trafic, aux transports en commun et à la mobilité urbaine, etc.

L'intelligence artificielle offre des opportunités pour améliorer les performances du secteur des transports en répondant aux problématiques liées à l'augmentation de la demande de déplacements, aux émissions de CO₂, à la sécurité routière et à la dégradation de l'environnement. Les méthodes d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones artificiels (RNA), les algorithmes génétiques (AG), le recuit simulé (RS), le système immunitaire artificiel (SIA), l'optimisation par colonies de fourmis (OCF), l'optimisation par colonies d'abeilles (OCA) et le modèle de logique floue (MLF) sont largement utilisées pour répondre aux défis. En mettant l'accent sur les domaines spécifiques des transports, tels que la gestion du trafic, la sécurité routière, les transports en commun et la mobilité urbaine, les applications d'intelligence artificielle permettent de créer des solutions innovantes pour réduire la congestion et améliorer la fiabilité des temps de trajet pour les usagers.

Taufik Nur Adi, Anggiane Iskandar et Hyerim Bae (2020) ont mis en lumière l'importance de la productivité des principaux ports, qui est essentielle pour répondre à la croissance continue du volume du transport mondial de conteneurs. Ils proposent de s'appuyer sur des terminaux interconnectés qui facilitent la coordination des flux de transport inter-terminal (ITT) en

optimisant la planification des itinéraires des camions, étant donné qu'ils restent les principaux modes de transport pour les marchandises par conteneurs.

Leur approche repose sur l'utilisation de l'apprentissage par renforcement profond. Dans ce contexte, les facteurs clés pris en compte pour la planification efficace des itinéraires comprennent l'origine de la commande (lieu de chargement), la destination (lieu de déchargement), la fenêtre de temps et la date d'échéance.

Pour valider leur proposition, ils ont comparé leur méthode à deux autres approches : les algorithmes de recuit simulé et les algorithmes de recherche tabou. Les résultats ont démontré que l'approche basée sur l'apprentissage par renforcement profond présentait une meilleure qualité de performance que les autres alternatives, tout en se distinguant par sa rapidité d'exécution.

Une des forces de cette approche réside dans sa capacité à s'appliquer concrètement à des cas réels, en tenant compte de diverses contraintes spécifiques telles que le nombre de terminaux impliqués et le besoin d'un fonctionnement continu sur une base 24 heures.

2.4 Rappel sur les technologies de l'Intelligence Artificielle

De manière générale, on peut définir l'intelligence artificielle comme étant une science qui vise à utiliser des techniques informatiques pour développer des systèmes capables de simuler l'intelligence humaine.

Il existe une classification de type d'IA.

Selon leur capacité :

- **IA faible** : Ce sont des programmes d'intelligence artificielle développés pour des tâches bien spécifiques. Par exemple : un programme de reconnaissance d'images.
- **IA fort** : Ce sont des programmes d'intelligence artificielle capables de résoudre des problèmes très complexes qui exigent parfois la réalisation de tâches très difficiles. Par exemple : les programmes de reconnaissance de langage naturel (NLP).
- **IA symbolique** : Ce sont des programmes d'intelligence artificielle qui utilisent des symboles et des règles logiques pour simuler un raisonnement humain contrairement

aux programmes qui utilisent des données numériques. Par exemple : les systèmes experts.

- **IA hybride** : Ce sont des programmes d'intelligence artificielle utilisant différentes approches d'IA. Par exemple : les systèmes de traductions linguistiques qui utilisent des symboles linguistiques en premier et des réseaux de neurones en deuxième lieu pour la traduction de textes.

Selon leurs méthodes d'apprentissage :

- **Supervisées** : C'est un type d'IA dans lequel les modèles sont entraînés sur des ensemble de données bien étiquetées, c'est-à-dire, on va donner au modèle un ensemble de données où il trouvera une relation entre des caractéristiques et leurs étiquettes correspondantes. Lors de la phase d'entraînement, ce genre de modèle s'efforce d'apprendre cette relation et d'utiliser les paramètres ajustés dans les phases de prédiction.
- **Non supervisé** : C'est un type d'IA dans lequel, contrairement au type supervisé, les modèles sont entraînés sur des données sans étiquettes, c'est-à-dire, les modèles doivent apprendre à trouver des motifs ou des relations dans les données sans aucune connaissance à priori sur les sorties attendues.
- **Par renforcement** : C'est un type d'IA dans lequel le programme, appelé agent, agit dans un environnement dynamique. L'agent apprécie l'état actuel de l'environnement et prend une décision (action) en conséquence. S'il prend la bonne décision, il reçoit une récompense sinon il reçoit une pénalité. C'est ainsi qu'il teste et améliore ses performances.

Selon les tâches d'apprentissage, on peut citer les régressions et les classifications :

- **Régression** : Une technique statistique utilisée pour former des programmes d'IA qui sont capables de modéliser le rapport entre une variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes appelées aussi variables explicatives. Selon la nature des entrées et des sorties, on distingue plusieurs types de régression comme la régression linéaire, la régression logistique pour ne citer que ceux-ci.

- **Classification** : Une technique statistique utilisée pour former des programmes IA qui sont capables de prédire des classes ou des catégories à partir d'un ensemble de données d'entrée.

L'utilisation de l'intelligence artificielle dans la gestion des itinéraires de camions a suscité beaucoup d'intérêt dans la littérature. Comme montré précédemment, de l'utilisation des algorithmes génétiques aux réseaux de neurones artificiels, plusieurs recherches ont exploré l'application de l'IA dans la gestion des itinéraires. Cela montre que l'intelligence artificielle peut jouer un rôle déterminant dans l'optimisation des itinéraires et aider à une meilleure utilisation des ressources.

2.5 Conclusion

En conclusion, dans l'ensemble de ces travaux résumés dans cette revue de littérature, il est noté que les problèmes sont abordés de différentes manières et que les objectifs sont différents selon l'angle avec lequel est abordée chaque problématique. Mais essentiellement, elles visent presque toutes, entre autres, à réduire les temps d'attente et de service, à réduire la congestion, à améliorer le partage des ressources et à diminuer les émissions de gaz à effet de serre.

Les résultats de recherche à l'état actuel sont variés et permettent d'avoir un aperçu global sur les enjeux et les perspectives liés à la bonne gestion du trafic routier des camions dans les ports. Cependant, nous avons noté que, pour la plupart des résultats de recherche présentés dans la littérature, les tests ne sont pas effectués dans des situations réelles. Même si les études sont considérables, la rareté des données pertinentes dans ce domaine est l'un des problèmes majeurs qui limitent les recherches scientifiques. Nous avons aussi appris dans cette littérature que cette rareté est liée à la complexité de mise en place des outils de suivi et de collecte d'informations. Ce qui fait que les angles d'attaques de la problématique restent limités et que d'autres approches sont à expérimenter dans le futur pour couvrir les problèmes de manière plus globale.

À l'état actuel, le défi est plus orienté vers le développement et la mise en place des outils de suivi et de collecte d'informations, ce qui permettrait d'aborder la problématique d'une manière beaucoup plus profonde.

Les concepts présentés dans ce chapitre nous ont inspiré dans le choix des méthodologies utilisées dans cette présente étude.

CHAPITRE 3 METHODOLOGIE

3.1 Présentation du port à l'étude

Le port à l'étude fait partie intégrante des 17 administrations portuaires canadiennes et peut se vanter d'une histoire active remontant à 1882. En toute saison, ce port offre une vaste gamme d'installations et de services destinés à l'industrie maritime. Se situant entre Montréal et Québec, il joue un rôle de premier plan dans le développement économique aux échelles régionale, nationale et internationale, et cela se répercute particulièrement sur des secteurs industriels majeurs tels que l'aluminium, la foresterie et l'agroalimentaire.

Proche d'un grand réseau ferroviaire et routier, le port est également un acteur clé pour les échanges commerciaux mondiaux.

Chaque année, il accueille 55 000 camions, 11 000 wagons et plus de 240 navires marchands et de croisières en provenance de plus d'une centaine de ports éparpillés dans plus de quarante pays à travers le globe. Le volume de trafic qu'il manutentionne s'élève à une quantité de 4,3 millions de tonnes métriques.

La contribution économique du port est également remarquable. Il est responsable de générer près de 220 millions de dollars en retombées économiques, ce qui a un impact significatif sur la prospérité de la région, de la province et du pays tout entier. En outre, cette activité portuaire induit plus de 2000 emplois, directement, indirectement, ce qui renforce l'économie locale.

- **Nombre de trajets par mois**

Dans la figure 3.1, nous pouvons visualiser le nombre de trajets effectués par mois.

Les données représentent un échantillon, prétraité, des déplacements enregistrés par un système géolocalisation pendant une période 10 mois, de août 2021 à mai 2022.

L'analyse de la figure révèle des tendances saisonnières. On constate que les mois de septembre, octobre et novembre sont les mois de pointe avec septembre qui dépasse les 400 voyages. Le mois de mai est le plus creux avec moins de 200 voyages.

Cette figure met en évidence les variations mensuelles du nombre de trajets effectués sur une période de 10 mois. Les tendances saisonnières observées peuvent être utiles pour comprendre les schémas de mobilité et penser à une meilleure planification des déplacements des camions.

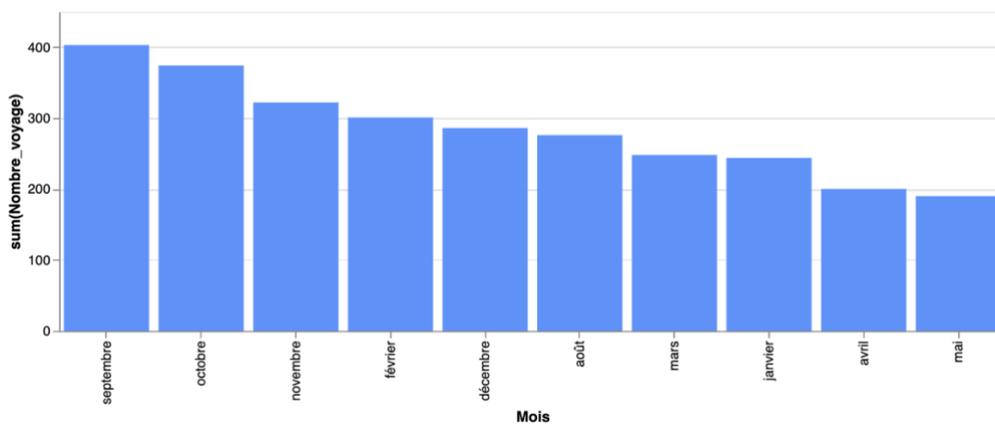


Figure 3. 1 Le nombre de trajets par mois

3.2 Acquisition des données

Le port en étude dispose d'un système de géolocalisation qui permet de suivre les mouvements des camions. Dans tous les points de passage (entrées, sorties, entrepôts, balances), une antenne est installée.

De l'entrée à la sortie, le système enregistre les informations concernant le séjour du camion dans le port comme la date et l'heure d'entrée et de sortie, les temps d'attentes aux différents points de passage, de déplacement, de séjour, le trajet emprunté, etc.

Le système est capable de générer des fichiers Excel incluant ces informations pour une exploitation ultérieure. Principalement, le système peut générer deux fichiers.

Le premier contient les numéros de cartes, la date et l'heure d'entrée et de sortie, le trajet emprunté, les temps d'attente et les temps de déplacement, etc.

Le deuxième fichier contient un résumé du premier fichier. Ce second fichier fait le regroupement par différents trajets et donne pour chaque camion le point d'entrée, le point de sortie, l'occurrence, les durées (minimale, moyenne et maximale), etc.

3.2.1 Prétraitement des données

Après avoir généré ces fichiers, une bonne étape de nettoyage de données (ou data cleaning en anglais) est requise pour les exploiter.

Dans le système de géolocalisation qui nous sert de source de données, il a été noté que parfois certaines antennes peuvent tomber en panne ou tout simplement être désactivées pour des raisons techniques. L'état non-fonctionnel de ces antennes causent des pertes d'informations qui occasionnent généralement des incohérences dans les données fournies. Exemple : Un camion peut passer dans le périmètre d'une antenne sans que cette dernière ne le détecte.

Beaucoup d'opérations comme la correction de certaines informations, la suppression de données incomplètes, inutiles ou parfois même redondantes, sont à faire sur ces ensembles de données.

Un lot de fonctions en Python a été développé pour assurer le nettoyage des données.

Certaines de ces fonctions sont conçues pour le traitement des variables temps comme la conversion des heures en secondes, la séparation des différentes durées des antennes, etc. D'autres sont conçues pour le traitement des variables en chaîne de caractère qui permettent, entre autres, de générer le nombre d'antennes dans un trajet, la liste des différentes antennes d'un tel trajet, etc.

Ces nouvelles informations permettront de mieux effectuer l'analyse exploratoire pour une meilleure compréhension des données.

Nous présentons ci-dessous un exemple de trajet et la date et l'heure d'entrée et de sortie, la durée totale du trajet, les temps d'attentes, les temps de déplacement et le trajet emprunté tel que suivi par le système de géolocalisation :

- Trajet : « Antenne 1 --> Antenne 2 --> Antenne 3 --> Antenne 4 --> Antenne 5 » ;
Le trajet représente l'ensemble des antennes par lesquelles passe le camion de son entrée à sa sortie du port.
- Date et heure d'entrée : « 2021-12-01 05:12:55 » ; Est la date et l'heure correspondant à l'entrée du camion au port.
- Date et heure de sortie : « 2021-12-01 06:04:20 » ; Est la date et l'heure correspondant à la sortie du camion au port.
- Durée totale du trajet : « 00:51:25 » ; Correspond à la durée totale du trajet.
- Temps d'attentes : « 00:00:36 --> 00:03:57 --> 00:41:14 --> 00:04:38 --> 00:00:08 » ;
Correspond au temps d'attente effectué à l'endroit d'une antenne.
- Temps de déplacement : « 00:00:08 --> 00:00:16 --> 00:00:20 --> 00:00:08 ».
Correspond au temps de déplacement entre deux antenne voisines.

3.2.2 Stockage et requêtes

Après avoir effectué le nettoyage des données pour en assurer la cohérence, la pertinence et l'utilité, ces dernières sont stockées dans des bases de données.

Compte tenu de l'architecture et de la nature des données, le système de base de données choisi est « MongoDB ». Tous les enregistrements de l'étape de prétraitement sont automatiquement stockés dans la base de données locale « MongoDB Compass ». Depuis cette base de données, des requêtes peuvent être faites pour une meilleure compréhension, ce qui a permis de créer d'autres collections permettant d'analyser, davantage, les différentes caractéristiques et les événements qu'elles décrivent.

On peut voir une collection comme étant une nouvelle table créée ou générée à partir de requêtes.

3.3 Analyse exploratoire

L'analyse exploratoire un processus itératif et interactif qui permet d'analyser les données en profondeur en vue de formuler des hypothèses et des conclusions sur le cas d'étude.

Après avoir eu à notre disposition une base de données avec des données cohérentes et prêtes à être utilisées, nous avons la possibilité de lancer des requêtes. Ces requêtes nous permettent d'effectuer des recherches, des tris et des filtres pour calculer de nouveaux indicateurs comme le temps d'attente le plus long ou de dégager de nouvelles tendances.

De l'analyse des statistiques descriptives à la visualisation graphique, l'analyse exploratoire nous permet de mieux comprendre l'influence de chaque variable mais aussi, de mieux établir la relation entre les différentes variables de nos données.

Les données utilisées dans cette recherche couvrent une période d'activité de 10 mois, donc du 1^{er} août 2021 à 07:52:37 au 31 mai 2022 à 20:09:10, sur les trajets des camions au port.

3.3.1 Analyses descriptives

Sur cette période de 10 mois, un système de géolocalisation a effectué 2 940 enregistrements (trajets) de camions identifiés par des cartes. Certains camions peuvent se présenter plusieurs fois dans le port en une seule journée selon le besoin. Après une première étape de nettoyage, on se retrouve avec 2 845 enregistrements. 95 enregistrements sont donc considérés comme du bruit selon les critères de nettoyage et sont supprimés de la base. Nous avons effectué une analyse descriptive sur les différentes entités du système.

- **Les points de passages les plus fréquentés**

Dans la figure 3.2, nous pouvons visualiser les 25 différents points de passage empruntés par les camions et leur niveau d'achalandage.

L'antenne la plus enregistrée est : A3 (balance).

Ce point, qui atteint presque les 2 000 enregistrements pendant ces 10 mois, correspond à une des balances disponibles au port pour la pesée des camions. Ces derniers doivent se peser à l'entrée et à la sortie du port. Ceci explique pourquoi ce point est très fréquenté par rapport aux autres.

Après cette balance, l'antenne la plus fréquentée est la A7 (guérite principale) qui est l'entrée principale du port. La plupart des camions entrent et sortent par cette porte.

En revanche, on voit des antennes comme A23 et A22 avec moins de fréquence. Cela est expliqué par le fait que ces antennes sont liées à des lieux d'entreposage avec moins d'activités de chargement/déchargement.

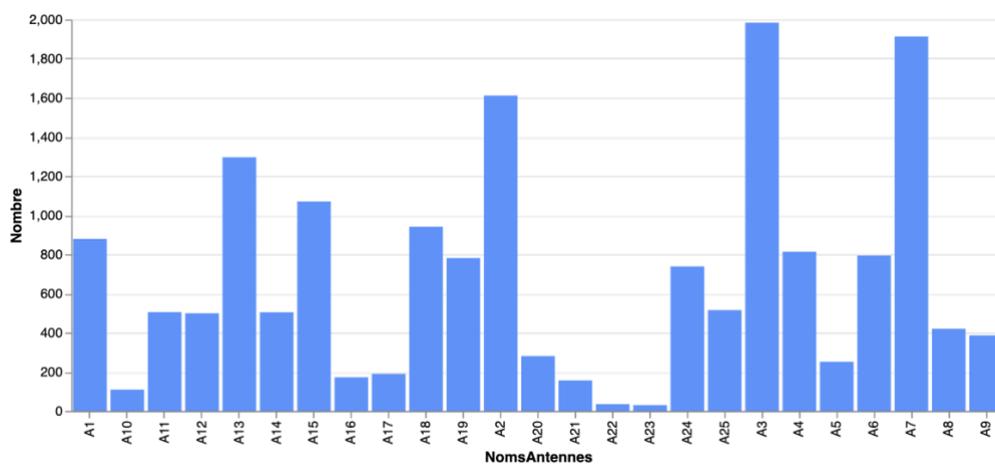


Figure 3. 2 Les antennes les plus fréquentées

3.3.2 Analyses des temps d'attentes

- Temps d'attente minimales

Les antennes enregistrent les temps d'attente des camions dans leur rayon d'action.

Dans la figure 3.3, nous pouvons visualiser les temps d'attente minimal moyen des camions dans le rayon d'action de chaque antenne pendant la période étudiée de 10 mois. On constate qu'aucun camion n'a effectué un passage dans le rayon d'action d'une antenne durant moins de 250 secondes en moyenne. On constate, par exemple, que pour l'antenne A14, le temps d'attente minimal moyen dépasse 13 minutes.

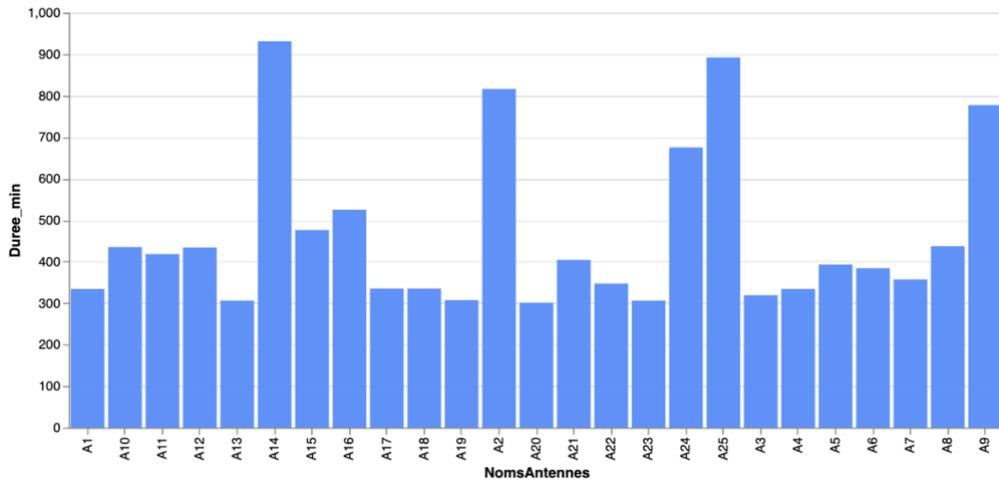


Figure 3. 3 Temps d'attente minimal moyen

- **Temps d'attente maximal**

Dans la figure 3.4, nous pouvons visualiser le temps d'attente maximal moyen des camions dans le rayon d'action de chaque antenne pendant la période étudiée de 10 mois. On constate que la plus longue attente est à la balance A3. Cela peut être expliqué par le fait que cette antenne est la plus fréquentée au port pour des raisons déjà évoquées précédemment.

On constate aussi des temps d'attente maximal moyen élevés à d'autres antennes comme pour les antennes A6, A11, A1, etc. L'antenne A1 se situant à l'extérieur du port, il peut capter les camions en file d'attente avant d'entrer dans le port. On conclut que chaque camion qui doit passer par une de ces antennes verra ses temps d'attente plus importants, ce qui augmentera la durée totale du trajet.

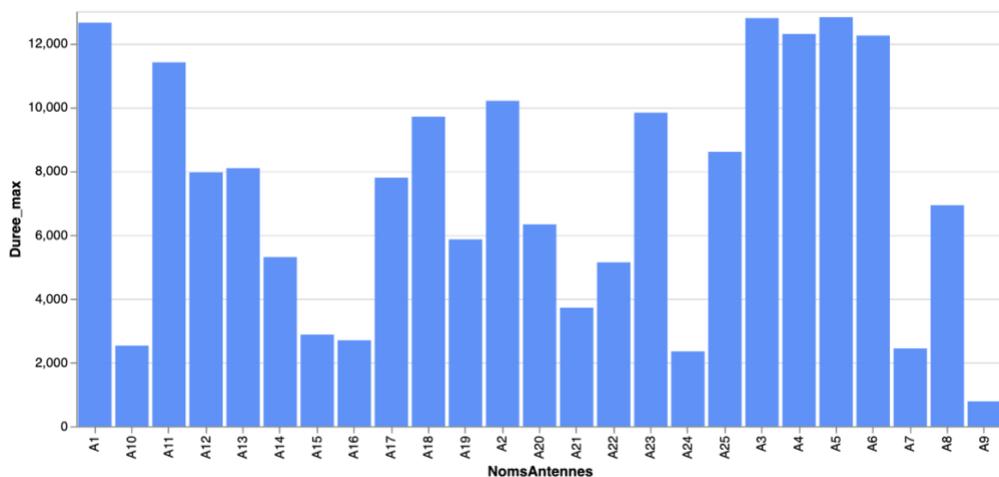


Figure 3. 4 Temps d'attente maximaux

- **Nombre de cas de temps d'attente maximal moyen par antenne**

Dans la figure 3.5, nous pouvons visualiser combien de fois chaque point de passage a été signalé comme le point de passage ayant le temps d'attente moyen maximal dans le trajet d'un camion.

On constate que, sur plus de 600 trajets répertoriés, l'antenne A6 est celle où les camions avaient des temps d'attente maximaux moyens plus importantes.

En revanche, on constate que, pour les antennes A22 et A25, le temps d'attente maximal moyen est presque négligeable.

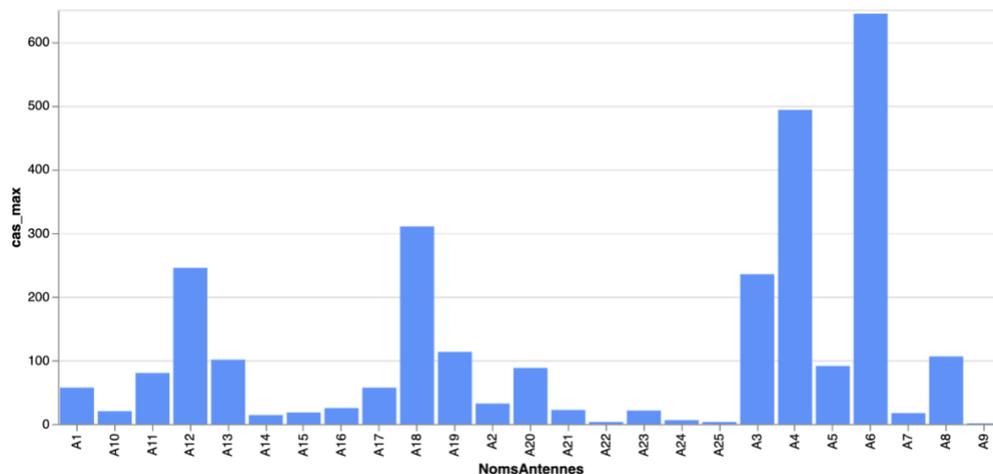


Figure 3. 5 Nombre de cas de temps d'attente maximaux moyens par antenne

- **Pourcentage de cas de temps d'attentes maximales par antennes par rapport au nombre d'enregistrements**

Dans la figure 3.6, nous pouvons visualiser, en pourcentage, le nombre de fois qu'un point de passage a enregistré le plus long temps d'attente moyen des trajets dans lesquels il est impliqué.

En regardant cette figure, on peut observer que le point de passage A6 est dans 80% des trajets dans lesquels il est impliqué. Pour les points de passage A23 et A4 avec respectivement 70% et 60% pour les trajets dans lesquels ils sont impliqués.

Ces analyses permettent de cibler les points de passage dans les trajets des camions pour lesquels il faudrait trouver des façons de réduire les temps d’attentes.

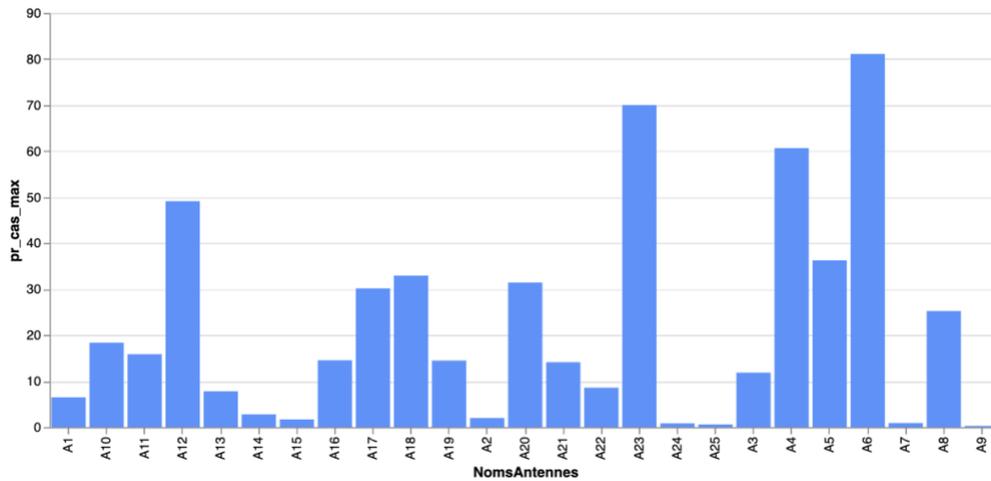


Figure 3. 6 Pourcentage des trajets de temps d’attente maximal moyen par antennes par rapport au nombre total de trajets impliquant chaque antenne

3.3.3 Constats et analyse des corrélations

Nous avons précédemment présenté les différentes observations sur les durées et l’achalandage des points de passage dans les trajets de camions qui ont un impact direct sur les durées totales des trajets d’un camion.

Dans cette section, nous allons analyser les corrélations entre les différents facteurs qui influencent la durée des trajets des camions dans le port. Autrement dit, nous allons étudier l’influence de certains évènements sur d’autres en rapport avec les durées des trajets qu’effectuent les camions durant leur séjour dans le port (déplacements, pesée, chargement/déchargement), et ce de l’entrée jusqu’à la sortie du port.

- **Impact des longs temps attente sur les durées totales des trajets**

Dans la figure 3.7, nous pouvons visualiser deux courbes qui montrent les longs temps d’attentes exprimées en secondes (courbe bleue) et la durée totale du trajet d’un camion (courbe jaune) pour les données enregistrées de quelques semaines en août et en septembre 2021.

On constate que, plus un camion passe par des points de service ayant des temps d’attente plus longs, plus la durée totale de son trajet est importante. Cette observation devrait permettre de mieux cibler les points de passage (ex : guérites, balances, points de chargement/déchargement) afin de trouver des façons de minimiser les temps d’attentes. Certains de ces points de passage sont situés dans le rayon d’action des antennes A3 et A6.

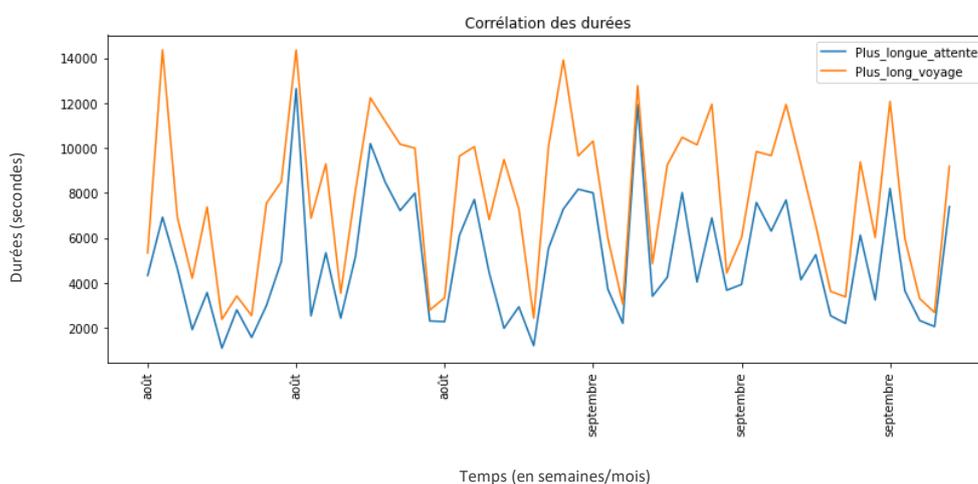


Figure 3. 7 Impact des longs temps attente sur les durées totales de trajets

- **Impact du nombre de enregistrements sur les temps d’attente maximales**

La figure 3.8 présente le nombre d’enregistrements total pour chaque antenne et le nombre d’enregistrements correspondant à des temps d’attente maximaux.

Une antenne peut être sollicitée de nombreuses fois sans pour autant, qu’elle entraîne des attentes importantes pour les camions tel que montré par la figure 3.8. C’est le cas des antennes pour lesquelles il n’y a pas d’activités (ex : passage aux guérites, balance, chargement/déchargement) dont la durée est élevée.

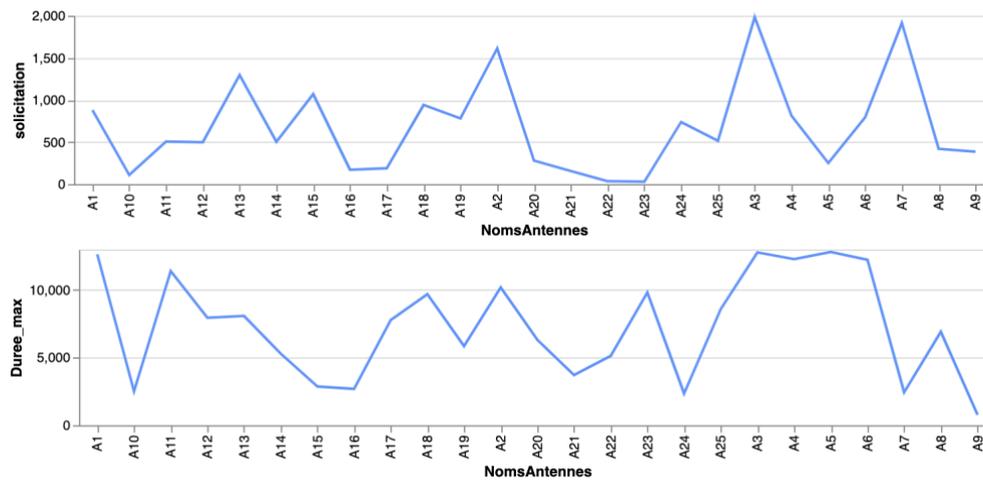


Figure 3. 8 Impact du nombre d'enregistrements aux antennes sur les temps d'attente maximaux

- **Corrélation entre les durées (maximale et minimale) et le nombre d'enregistrements**

Dans le tableau 3.1, nous pouvons visualiser la table de corrélation entre les durées (minimales, maximales) et le nombre de détections dans le rayon d'action de chaque antenne.

La variable « cas_max » correspond aux nombres d'enregistrements pour lesquels la durée maximale a été observée à l'endroit d'une antenne donnée.

On peut définir une table de corrélation comme un tableau permettant de comprendre la relation statistique entre deux ou plusieurs variables. Elle permet, non seulement, d'analyser leurs relations mais aussi la force ou le degré de ces relations.

Nous avons appliqué la fonction native de Python « corr() » sur les données. Cette dernière permet de calculer la corrélation des colonnes de données.

En regardant ces coefficients de corrélation dans le tableau 3.1, on constate que plus une antenne est enregistrée dans des trajets, plus cette dernière comptabilise de longs temps d'attente (coefficient = 0,21).

On constate aussi que plus une antenne est enregistrée dans les trajets, plus le temps d'attente maximal augmente (coefficient = 0,56).

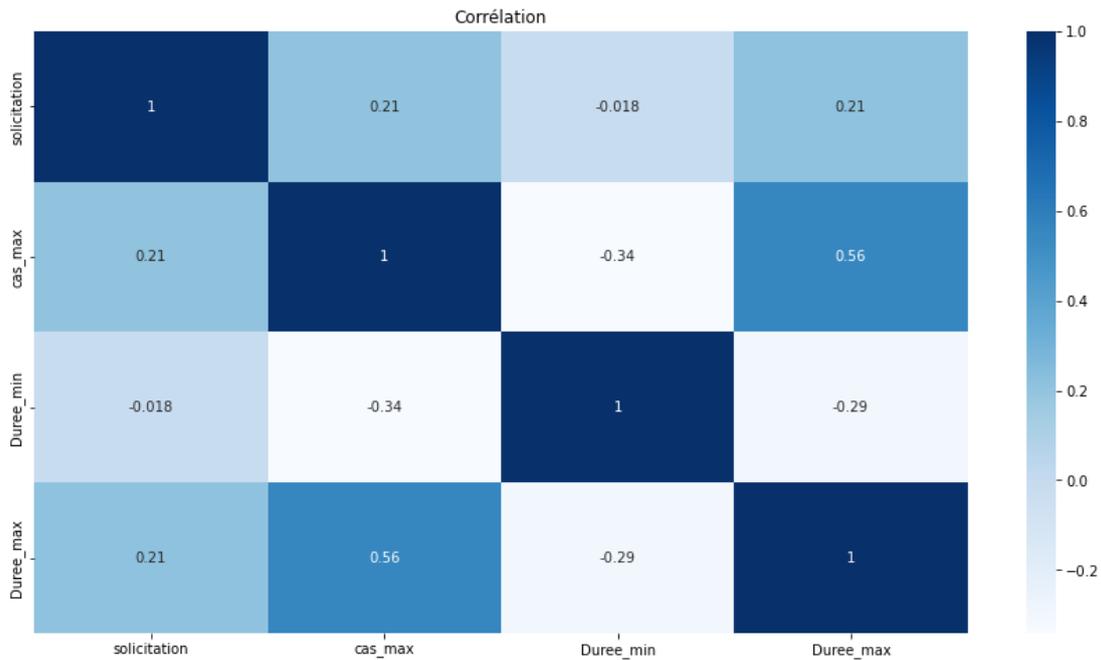


Tableau 3.1 Corrélation entre les temps d'attente (maximal et minimal) et le nombre d'enregistrements

- **Corrélation entre les temps d'attente (plus court et plus long), les longues durées de trajets, et le nombre de trajets**

Dans le tableau 3.2, nous pouvons visualiser la table de corrélation entre les temps d'attente (minimal, maximal), les longues durées de trajets et le niveau de trafic à l'endroit de chaque antenne (nombre d'enregistrements).

On constate une corrélation positive (0,63) entre le niveau de trafic aux antennes et les trajets de longue durée impliquant ces antennes.

On constate aussi une corrélation positive (0,53) entre le niveau de trafic et les plus longs temps d'attente aux antennes.

On note aussi un coefficient de corrélation de 0,85 qui montre la forte corrélation positive entre les longs temps d'attente et les trajets de longue durée.

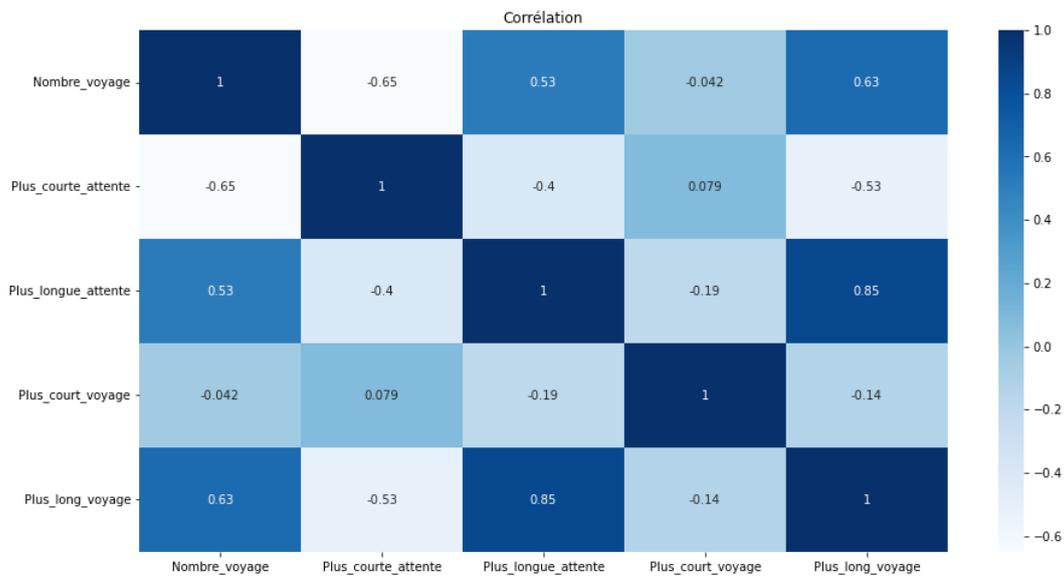


Tableau 3.2 Corrélation entre les temps attente (plus courte et plus longue), les trajets de longue durée, et le nombre de trajets

En conclusion, cette analyse exploratoire nous a permis de mieux comprendre les différents facteurs sur lesquels repose le trafic routier et les relations entre eux. De l'analyse descriptive à l'étude des corrélations, nous avons identifié les facteurs qui exercent une influence importante sur les durées totales de trajets des camions.

Nous avons appris, à travers cette analyse, que le trafic est beaucoup plus intense pendant la période d'automne de septembre, octobre à novembre. Donc on conclut que les durées sont beaucoup plus importantes dans cette période.

Nous avons également appris que l'antenne A3 est celle la plus enregistrée. Donc, tous les camions qui se présentent à cette balance ont plus tendance à se retrouver dans des trajets de longues durées.

Après cette balance, les antennes A7 et A2, qui sont les deux points d'entrée et de sortie du port, sont les plus enregistrées.

L'analyse montre que les temps d'attente peuvent être énormes comme constaté dans les antennes A3 et A6. Les temps d'attente pouvant parfois dépasser les 12 000 secondes (plus de 3 heures de temps) à ces antennes.

Dans cette analyse, nous avons identifié les antennes où les camions attendent plus longtemps durant leurs trajets. Par exemple, 80% des camions qui passent par l'antenne A6, effectuent des trajets dont le temps d'attente dans le rayon d'action de cette antenne est plus long que les temps enregistrés pour les autres antennes de ces mêmes trajets.

Pour terminer, nous avons appris, à travers cette analyse, que le niveau de trafic (enregistrements) à l'endroit des antennes et les temps d'attente ont une forte influence sur les durées totales de trajets.

3.4 Proposition de modèles de rendez-vous

L'analyse exploratoire nous a permis de mieux comprendre la problématique liée au trafic routier rendant plus difficile la bonne circulation des camions dans le port. Ces problèmes sont principalement causés par la longueur des files d'attente à certains points de service dont les entrées principale et secondaire, les stations de pesée et les stations de chargement/déchargement y occasionnant de longs temps d'attente des camions.

Pour régler ces problèmes, on peut intervenir à différents niveaux :

- **Organisation des arrivées des camions** : L'arrivée des camions est l'un des facteurs importants qui ont une influence considérable sur la fluidité du trafic routier. Si les camions arrivent au port de manière aléatoire, il se peut que plusieurs arrivent à peu près au même moment alors que, pour d'autres périodes, le nombre d'arrivée des camions soit minime ou même nulle.

Pour pallier ces situations, on cherche à mieux organiser les arrivées de camions par la mise en place d'un système de rendez-vous. Ce système permettra de connaître, en avance, les camions à recevoir et à quel moment les recevoir. Il permettra de mieux distribuer les temps d'arrivée dans la journée pour éviter les engorgements et donc les longs temps d'attente. Ce système met à la disposition des clients des rendez-vous qui suivent une certaine distribution des activités de la journée. La distribution de ces rendez-vous peut être organisée par plage horaire ou pour toute la journée.

Ceci nous amène à la proposition de trois modèles de rendez-vous pour un temps d'activité de 8 heures par jour : Rendez-vous avec 2 plages horaires de 4h, Rendez-vous avec 4 plages horaires de 2h, Rendez-vous avec 8 plages horaires de 1h.

- **Recommandation de meilleur chemin** : Le trajet que suivent les camionneurs pour arriver à la destination souhaitée (entrepôt, balance, etc.) est un facteur important qui influence le trafic. Selon les données recueillies par les antennes, il peut y avoir plusieurs chemins possibles pour aller à une destination. Chaque trajet est un ensemble de points de passage (antennes). Le camionneur souhaiterait passer par les points de passage dont les temps d'attente seront plus courts. Ceci nous amène à la proposition d'un système d'intelligence artificielle qui, à partir d'un certain contexte, serait capable de prévoir la durée de chaque trajet qui mène à la destination souhaitée afin de recommander celui ayant la durée minimale. Ce système sera, dans le cadre de cette recherche, entraîné sur les données issues de la simulation des modèles de rendez-vous proposés.

Pour chaque modèle de rendez-vous, nous allons faire une simulation selon la base de données dont nous disposons pour générer des nouveaux tableaux de données à l'aide d'une formule de calcul présentée ci-après.

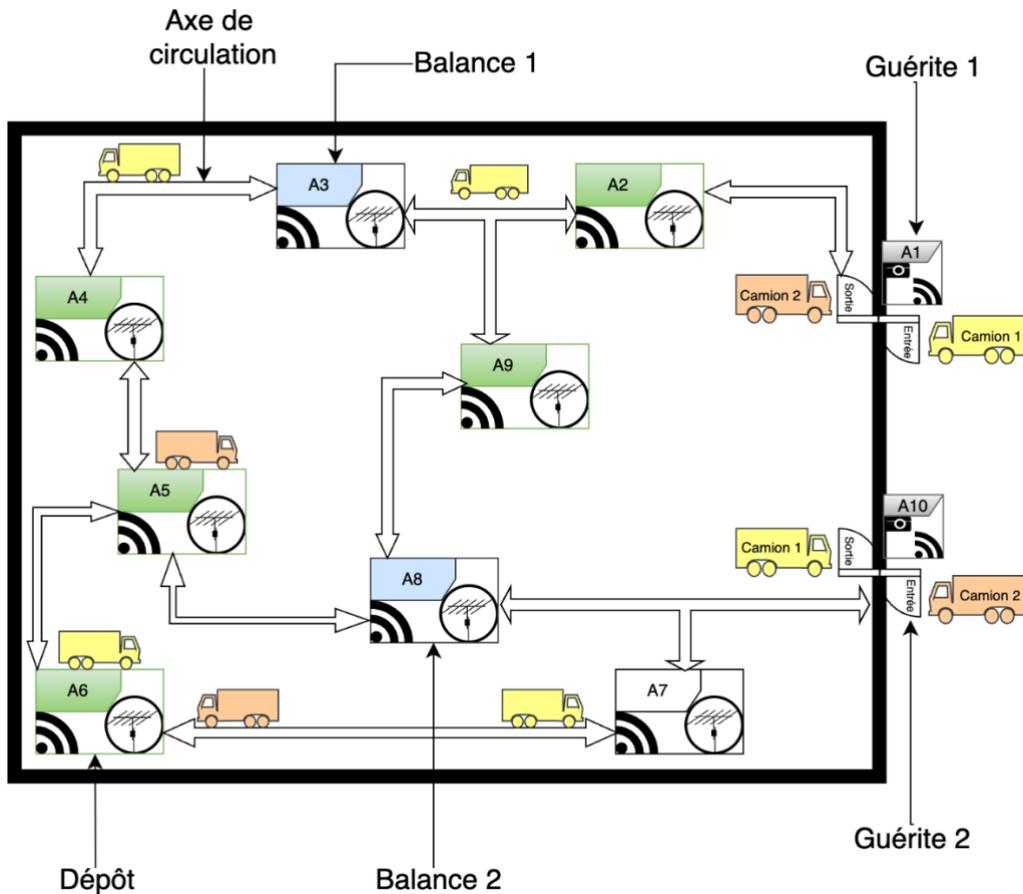


Figure 3. 9 Exemple de schéma de circulation des camions

3.4.1 Modèle 1 : Rendez-vous sur deux plages horaires de quatre heures

Comme nous l'avons souligné dans la partie abordant l'acquisition des données, il peut arriver que des antennes tombent en panne ou soient désactivées pour des raisons techniques. Cela entraîne des pertes d'informations quant à la localisation et le suivi des camions passant à leur niveau.

Dans ce contexte, compte tenu de ces pertes d'informations, les analyses réalisées sur les données générées par le système de géolocalisation pourraient légèrement différer de la situation exacte du trafic routier. Pour contourner ce problème, nous avons simulé le contexte du port en nous basant sur des hypothèses précises et des paramètres bien déterminés qui répondent aux critères de fonctionnement et de l'organisation du trafic routier.

Dans ce premier modèle de rendez-vous, nous avons divisé les 8 heures de temps des activités journalières en 2 plages horaires de 4 heures chacune. La méthodologie consiste, avec un principe de recherche du chemin optimal, à regrouper les rendez-vous dans des plages horaires afin de réduire les durées totales des trajets des camions.

La coordination des rendez-vous se fait en planifiant les créneaux horaires de manière à minimiser les temps d'attente et les retards.

Les rendez-vous sont organisés entre 8h et 17h avec une heure de pause entre 12h et 13h.

Les avantages de ce modèle résident dans la facilité de planification et de coordination avec un nombre réduit de plages horaires, ainsi que dans l'optimisation des trajets.

Ce modèle sera simulé dans les mêmes conditions et avec les mêmes paramètres que les autres modèles.

3.4.2 Modèle 2 : Rendez-vous sur quatre plages horaires de deux heures

Ce deuxième modèle divise les 8h de temps d'activités en 4 plages horaires de 2h chacune.

La méthodologie consiste à offrir une plus grande flexibilité dans la planification des rendez-vous en répartissant les activités sur des plages plus courtes. La coordination des rendez-vous est plus complexe avec un plus grand nombre de plages horaires, mais cela permet de mieux éviter les congestions et les retards potentiels.

Le nombre rendez-vous prévu (camions) de la journée est divisé par le nombre de plages de manière égale. Les rendez-vous sont organisés entre 8h et 17h avec une heure de pause entre 12h et 13h.

Ce modèle sera simulé dans les mêmes conditions et avec les mêmes paramètres que les autres modèles.

3.4.3 Modèle 3 : Rendez-vous sur huit plages horaires d'une heure

Dans ce modèle, les 8 heures de temps d'activités sont divisées en 8 plages horaires de 1h chacune. Les rendez-vous sont organisés entre 8h et 17h avec une heure de pause entre 12h et 13h.

La méthodologie consiste à offrir une plus grande granularité dans la planification des rendez-vous, ce qui permet une gestion fine des ressources et une meilleure planification.

La répartition des rendez-vous sur de courtes plages horaires contribue à une réduction des pics de trafic et des congestions.

Ce modèle sera simulé dans les mêmes conditions et avec les mêmes paramètres que les autres modèles.

3.4.4 Conditions et paramètres de simulation des modèles de système de rendez-vous

Pour une simulation plus représentative de la réalité, nous avons identifié les principaux paramètres et posé les conditions qui répondent, le mieux, au cadre organisationnel du trafic routier du port.

Nous avons identifié et repris les facteurs importants, issus de l'analyse des données générés par le système de géolocalisation, et qui ne seraient pas trop affectés par les pertes d'informations. Cela nous permet de se rapprocher le plus possible de la situation réelle du port.

- **Conditions**

Toutes les conditions citées ci-dessous seront valables pour la simulation de chacun des trois modèles de rendez-vous. Ces conditions permettront de mieux encadrer les limites des modèles afin de se concentrer sur les facteurs qui nous intéressent dans un contexte d'analyse bien défini.

Ces conditions sont :

- Identifier les points de passage (antenne) les plus utilisés : compte tenu de la qualité des données, nous donnons plus d'attention aux antennes les plus enregistrées.
- Identifier les trajets complets (combinaison cohérente d'antennes) ;
- Fixer le nombre total de trajets à simuler pour les trois modèles : cette condition permet de limiter le nombre d'enregistrements à simuler pendant toute la simulation.
- Fixer le nombre de trajets par jour pour les trois modèles : cette condition permet de fixer le nombre d'enregistrements à simuler par jour.
- Limiter le nombre de fois qu'une destination est accessible pendant la simulation : cette condition permet de prendre en compte le taux de trafic variable par antenne.
- Attribuer à chaque point de passage un temps moyen d'attente : cette condition permet de fixer le temps moyen d'attente à l'endroit de chaque antenne.
- Le temps de déplacement entre deux points de passage est constante : cette condition permet de fixer une valeur constante pour la durée de traverse entre deux antennes.
- Le choix de la destination ciblée se fait de manière aléatoire pendant les simulations.
- On considère la simulation de trajets complets : pour chaque camion, on considère les trajets complets, de l'arrivée jusqu'au départ.
- Le taux d'arrivée des camions se fait de manière aléatoire dans les plages horaires
- La vitesse, les conditions météorologiques, les règles de circulations et l'état des voies de circulation ne sont pas prises en comptes.

- **Paramètres**

Tous les paramètres cités ci-dessous seront utilisés pour la simulation de chacun des trois modèles. La fixation de ces paramètres permettra de rester dans le même contexte d'analyse afin de comparer les différents modèles dans les mêmes conditions.

Certains paramètres représentent les caractéristiques ou les attributs des points de passage et d'autres désignent les critères de simulations.

Tel que montré par les tableaux 3.3 et 3.4, nous avons considéré, au total, 6 antennes (A7, A2, A3, A6, A4 et A17), 3 destinations (A6, A4 et A17) et 8 trajets (A6_1, A6_2, A6_3, A4_1, A4_2, A4_3, A17_1 et A17_2) pour 12960 trajets possibles.

Antennes	Temps de trajets moyens (en secondes)
A7	357
A2	816
A3	319
A6	384
A4	334
A17	335

Tableau 3.3 Les temps de trajets vers antennes

Identifiants	Valeurs
Nombre total de trajets	12950
Nombre total de camions par jour	50
Nombre de jours	259
Nombre total d'accès à A6	6680
Nombre total d'accès à A4	4800
Nombre total d'accès à A17	1480
Temps de déplacement entre deux points (en seconde)	60

Tableau 3.4 Paramètres de simulations

- **Simulation**

Nous avons développé un petit programme de simulation des modèles de systèmes de rendez-vous en utilisant le langage Python.

Entre autres, essentiellement, quatre bibliothèques de Python ont été utilisées : « Random », « Pandas », « Datetime » et « Math ».

La bibliothèque « Datetime » a été utilisée pour créer et organiser les rendez-vous dans des plages horaires spécifiques tel que prévu dans chaque modèle.

La bibliothèque « Random » a été utilisée pour gérer la distribution aléatoire des rendez-vous dans les plages horaires, ainsi que pour le choix aléatoire des destinations des camions, en respectant les paramètres de simulation.

La bibliothèque « Pandas » a été utilisée pour la présentation des résultats sous forme de tables de données « Dataframes » générés par le programme.

Les bibliothèques « Matplotlib » et « Pygwalker » ont été utilisées pour l'analyse des résultats et la représentation des figures.

Enfin, la bibliothèque « Math » a été utilisée pour effectuer les calculs mathématiques nécessaires aux formules de calcul de la durée des trajets pour les camions.

3.4.5 Calcul de la durée d'un trajet de camion

Nous avons défini une équation permettant de calculer la durée totale du trajet d'un camion de son entrée à sa sortie du port en tenant compte non seulement des temps d'attente aux antennes mais aussi des temps de déplacement entre les antennes adjacentes sur un trajet.

On distingue 3 types d'antennes selon le service offert :

- Les antennes couvrant les points d'entrée ou de sortie au port comme « A7 » et « A2 » aussi appelées guérites. Ces antennes sont souvent achalandées lors des heures de pointe (ex : 8h) ou lorsque les camionneurs qui passent ne sont pas munis de leurs cartes d'identification, ce qui amène à un traitement particulier plus long.

- Les antennes couvrant les sites de chargement/déchargement : endroits dédiés aux activités de chargement ou de déchargement.
- Les antennes couvrant les balances : endroits permettant la pesée des camions. Ces antennes sont souvent très achalandées quand plusieurs trajets de camions sont effectués au sein du port. Pour certains trajets, les camions sont pesés deux fois, avant le chargement et après.

Le niveau de congestion à ces balances, tel que montré par l'analyse exploratoire, a un impact majeur sur la longueur excessive des durées totales des trajets des camions.

Considérons la notation suivante :

A_i : Antenne *i* croisée par un camion effectuant un trajet entre l'antenne d'entrée et l'antenne de destination et de l'antenne de destination et l'antenne de sortie. L'indice *i* est dans l'intervalle de 1 à *n*, *n* étant le nombre d'antennes croisées lors d'un trajet donné ;

A₁ : Antenne d'entrée ;

A_n : Antenne de sortie ;

A_d : site de chargement/déchargement ;

dA₁ : durée du passage à l'antenne d'entrée (temps de détection des antennes d'entrée) ;

dA_n : durée du passage à l'antenne de sortie (temps de détection des antennes de sortie) ;

dA_d : durée des opérations de chargement/déchargement d'un produit donné à l'antenne de destination *d* (temps de détection des antennes au site de chargement/déchargement) ;

dA_i : durée du passage dans le rayon d'action d'une antenne *i*, cette durée est le temps écoulé entre la première et la dernière détection d'un camion par une antenne ;

d(A_i : A_{i+1}) : temps de déplacement entre l'antenne **A_i** et l'antenne **A_{i+1}** dans un trajet (durée entre la dernière détection de l'antenne **A_i** et la première détection de l'antenne **A_{i+1}**)

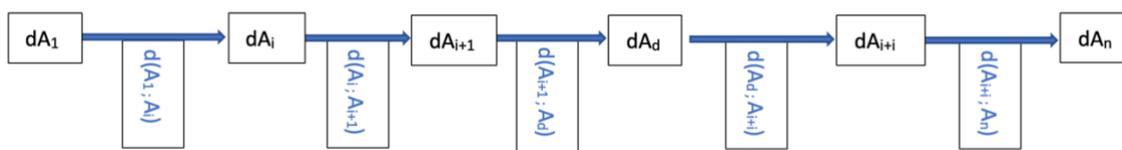


Figure 3. 10 Exemple de modélisation d'un trajet complet pour un camion

Supposons un camion **P** qui passe par l'antenne d'entrée **A1** pour faire ses activités (chargement/déchargement) à l'antenne **Ad** avant de sortir ensuite par l'antenne de sortie **An**.

La durée totale du trajet de ce camion serait :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{d}_{\text{voy_totale}}(\mathbf{P}) &= dA_1 + d(A_1 - A_i) + dA_i + d(A_i - A_{i+1}) + dA_{i+1} + d(A_{i+1} - A_d) + dA_d + d(A_d - A_{i+i}) + dA_{i+i} + d(A_{i+i} - A_n) + dA_n \\
 &= (dA_1 + dA_i + dA_{i+1} + dA_d + dA_{i+i} + dA_n) + (d(A_1 - A_i) + d(A_i - A_{i+1}) + d(A_{i+1} - A_d) + d(A_d - A_{i+i}) + d(A_{i+i} - A_n)) \\
 &= \sum_{i=1}^n (dA_i) + \sum_{j=1}^{(n-1)} d(A_j; A_{j+1})
 \end{aligned}$$

où **n** est le nombre d'antennes.

Équation 3.1 Calcul de la durée totale du trajet d'un camion

$$\mathbf{d}_{\text{voy_totale}}(\mathbf{P}) = \sum_{i=1}^n (dA_i) + \sum_{j=1}^{(n-1)} d(A_j; A_{j+1})$$

Posons $dA_i = k * S_{\min,i}$ avec $S_{\min,i}$, temps de service minimum à l'antenne **Ai**

où **k** est le nombre de camions

Équation 3.2 Calcul de la durée totale du trajet d'un camion

$$\mathbf{d}_{\text{voy_totale}}(\mathbf{P}) = \sum_{i=1}^n (k * S_{\min,i}) + \sum_{j=1}^{(n-1)} d(A_j; A_{j+1})$$

Nous admettons que, pour une antenne donnée, et pour la même activité (chargement et déchargement), tous les camions ont besoin d'une durée de service **S** égale à la durée minimale **S_{min} + dt** où dt est une certaine tolérance relative à **S_{min}** pour chaque antenne.

Donc, pour deux camions **P1** et **P2** arrivés au même moment à une antenne donnée, avec **P1** premier servi, la durée de passage (temps d'attente et temps de service) **S2** de **P2** sera : **S1 + t** où **t** est le temps de service de **S2**.

Or, on suppose que pour une antenne considérée A_i , tous les camions ont, en moyenne la même durée de service $S_{\min, i} + dt_i$. Donc pour le premier camion P_1 , $S_1 = S_{\min, i} + dt_i$.

Par conséquent : $S_2 = S_1 + t = S_{\min} + dt + S_{\min} + dt = 2*(S_{\min} + dt)$.

Si un camion P_3 arrive au même moment que P_1 et P_2 , $S_3 = S_2 + t_3 = 2*(S_{\min} + dt) + S_{\min} + dt = 3*(S_{\min} + dt)$.

Si k camions sont arrivés au même moment, alors pour le camion P_k , $S_k = S_{k-1} + t_k = (k-1)(S_{\min} + dt) + (S_{\min} + dt) = k*(S_{\min} + dt)$.

Par conséquent, pour une antenne A_i , avec k camions sont présents simultanément (camion en cours de service et camions en attente de service), la durée d'occupation d'une telle antenne est : $dA_i = k*(S_{\min, i} + dt_i)$.

Équation 3.2 Calcul de la durée totale d'un trajet avec écart sur la durée de service

$$d_{\text{voy_totale}}(\mathbf{P}) = \sum_{i=1}^n (k * (S_{\min, i} + dt_i)) + \sum_{j=1}^{(n-1)} d(A_j; A_{j+1})$$

dt_i est l'écart accepté (tolérance) à la durée de service à l'antenne i .

Nous avons choisi de la fixer à 10% de la durée de service : $dt = 0.1 * S_{\min}$

Compte tenu de la courte distance entre deux antennes dans le port, le temps de déplacement entre deux camions dépasse très rarement 60 secondes. Par conséquent, on peut fixer à 60 secondes le temps de déplacement entre deux antennes adjacentes.

On note aussi que le nombre d'axes pour un chemin donné est égal au nombre d'antennes de ce chemin moins 1 ; $m = n - 1$ avec m nombre d'axes et n nombre d'antennes pour un chemin donné.

Donc pour un trajet $T, \sum_{j=1}^{(n-1)} d(A_j; A_{j+1}) = (n - 1) * 60$

Équation 3.4 Calcul de la durée totale d'un trajet

$$d_{\text{voy_totale}}(\mathbf{P}) = \sum_{i=1}^n (k * S_{\min, i} + 0.1 * S_{\min, i}) + (n - 1) * 60$$

3.4.6 Estimation des temps d'attente et de déplacement :

En se basant sur la situation actuelle, on peut estimer les temps d'attente et de déplacement pour le trajet d'un camion.

- **Temps d'attente à chaque antenne**

Les données du système de géolocalisation génèrent les temps d'attente chaque antenne pour l'ensemble des trajets dans lesquels ces antennes sont impliquées.

Les moyennes des temps d'attente sont utilisées comme temps d'attente estimée aux antennes.

- **Temps de déplacement entre deux antennes**

Les données du système de géolocalisation génèrent les temps de déplacement entre les antennes.

La moyenne des temps de déplacement est utilisée comme temps de déplacement estimé entre deux antennes adjacentes.

3.4.7 Modèle de recherche de chemin le plus court

- **Notre choix de modèle**

Au regard des données, pour recommander le meilleur chemin dans une situation considérée, nous calculons la durée totale des différents trajets qu'un le camion peut suivre pour se rendre à la destination ciblée. Ensuite, on compare ces durées et on garde le chemin qui a la durée minimale comme le meilleur choix.

La durée totale d'un chemin dépend (variable dépendante) des informations associées à quelques caractéristiques (variables indépendantes) comme le trafic sur un chemin donné, la destination ciblée, l'heure d'entrée, le contexte du rendez-vous, le rang de rendez-vous, etc.

Donc nous cherchons un modèle qui nous permettrait de modéliser la relation entre la durée totale d'un trajet et ces caractéristiques. Étant donné la diversité des modèles disponibles dans le domaine de l'intelligence artificielle, nous souhaitons démontrer juste l'intérêt que cette approche pourrait apporter à la réduction des durées de trajets des camions. Ainsi, nous privilégions l'utilisation d'un modèle d'intelligence artificielle simple qui permettra de présenter clairement les bénéfices sans nécessiter des modèles excessivement complexes, ce qui ne correspond pas à l'objectif de ce mémoire.

Nous avons une variable dépendante (durée) et six variables indépendantes (trajet, destination, heure, niveau d'utilisation des antennes, type de système de rendez-vous et numéro de d'enregistrement).

La durée correspond au temps total du trajet, de l'entrée à la sortie ou entre deux antennes bien connues.

-Le trajet est composé de l'ensemble des antennes par lesquelles passe le camion.

-La destination est l'antenne que l'on cherche à atteindre, elle peut être un lieu d'entreposage, une balance, etc.

-L'heure correspond à l'heure d'arrivée du camion étant donné que le niveau de congestion dépend aussi du moment de la journée.

-Le taux d'utilisation des antennes représente le nombre d'enregistrements pour une antenne par rapport au nombre total d'enregistrements. Le taux de circulation varie d'une antenne à l'autre selon le nombre de camions qui y passent.

-Le type de système représente le nombre de rendez-vous par plage horaire étant donné qu'on en a trois types.

-Le numéro permet de renseigner le numéro d'enregistrement.

Ceci qui nous oriente à porter notre choix sur la régression linéaire multiple.

En outre c'est un modèle très simple et les résultats sont très faciles à interpréter.

- **Description et construction du modèle : Régression linéaire multiple**

La régression linéaire multiple est un cas particulier de régression linéaire qui établit la relation entre une variable dépendante et plusieurs variables indépendantes. Elle utilise une fonction linéaire pour arriver à cette modélisation.

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_nx_n + \beta$$

où :

- **a** est l'ordonnée à l'origine
- **y** est la variable dépendante (valeur à prévoir)
- **x1, x2, x3, ..., xn** sont les variables indépendantes
- **b1, b2, b3, ..., bn** sont les coefficients de régression
- **β** est le résidu de la régression (erreur résiduelle)

Ces coefficients sont calculés et ajustés automatiquement par le programme du modèle de réseaux de neurones et peuvent être récupérés en utilisant la propriété « `get_weights()` » de « Keras ». Chaque couche de notre réseau a ses propres coefficients pour le modèle de régression.

Pour la construction du modèle, nous devons d'abord assurer une bonne préparation des données telle que montrée dans la section 3.1.1.

Ensuite, nous allons utiliser l'API fonctionnelle de la bibliothèque Keras pour définir le modèle.

On définit les différentes entrées du modèle avec leur dimension en utilisant la méthode « `Input` » de Keras.

Pour les données catégorielles, on utilise la notion « d'Embedding » pour une représentation vectorielle.

« Embedding », est une technique en apprentissage automatique pour représenter les données catégorielles sous forme de vecteurs de nombre réels.

Ensuite on passe à une concaténation de ces embeddings avec les autres entrées simples (sans couche « `embedding` »).

Et enfin, on envoie ce bloc de données à travers les couches denses pour une prévoir de la durée totale d'un trajet de camion.

Nous avons utilisé une architecture de réseau de neurones avec deux couches cachées pour la régression de la durée totale. Nous avons une couche Dense de 32 neurones et une fonction d'activation ReLU, qui prend en entrée les données concaténées. Ensuite, nous avons une couche Dense de 16 neurones avec une fonction d'activation ReLU aussi, qui prend en entrée la sortie de la première couche. Et enfin une dernière couche finale avec une seule sortie liée à une fonction d'activation linéaire, qui prend la sortie de l'avant-dernière couche en entrée, et produit la prévision finale pour la durée totale du trajet concerné.

Nous allons passer à la description détaillée des étapes de préparation des données.

- **Préparation des données**

Nous avons généré un fichier « csv » pour chacun de nos trois systèmes de rendez-vous.

Pour que ces données soient utilisées pour alimenter le modèle lors de son entraînement et de ses tests, certaines étapes de prétraitement sont nécessaires :

- **Encodage** : Après avoir chargé le fichier csv nous avons passé, d'abord, à l'encodage des valeurs catégorielles : « Destination » et « Chemin ». Pour y arriver, nous avons utilisé la fonction « LabelEncoder » de la bibliothèque « Scikit-learn ». L'encodage est une technique utilisée pour transformer des données catégorielles (ex : du texte) en données numériques pour permettre au modèle de faire les calculs mathématiques.
- **Conversion** : Nous avons une colonne « Heure_entree » qui représente l'heure d'entrée de chaque camion en format « HH : MM : SS ». En négligeant les secondes, nous avons converti cette valeur en minutes. Pour y arriver, on la transforme en un objet « datetime » en utilisant la fonction « to_datetime » de la bibliothèque « Pandas ». Ensuite, on utilise les attributs « dt.hour » et « dt.minute » pour extraire les heures et les minutes et passer à la conversion suivie de l'addition. Par exemple, pour « 08 :30 :00 », on a 8.5 en heures et 510 en minutes.
- **Normalisation** : (scaling en anglais), c'est une technique utilisée en prétraitement de données pour mettre les valeurs des caractéristiques à l'échelle. L'objectif est d'éviter que, lors de l'apprentissage, certaines caractéristiques prédominent sur d'autres.

Pour ce faire, nous avons utilisé la classe « MinMaxScaler » du module « sklearn.preprocessing ». Cette méthode ajuste toutes les valeurs dans un intervalle spécifique qui est par défaut [0 ; 1]. Donc elle calcule la différence entre la valeur maximale (plus grande valeur) et la valeur minimale (plus petite valeur) et divise chaque valeur par cette différence.

La méthode « fit_transform » de la même bibliothèque assure l'application de la mise à l'échelle des données sélectionnées.

- **Séparation** : Après les 3 opérations effectuées précédemment, les données peuvent maintenant servir à l'entraînement d'un modèle d'apprentissage automatique. Nous avons divisé ces données en deux ensembles distincts : « train » pour l'entraînement du modèle et « test » pour permettre de tester ses performances de prévision.

L'objectif de cette division est, à la fin, de pouvoir mesurer les performances du modèle sur des données jamais vues par le modèle. Cela permettra de conclure sur ses capacités de prévision de nouvelles situations.

L'ensemble d'entraînement (train) est utilisé pour entraîner le modèle en ajustant, au fur et à mesure du processus d'apprentissage, les pondérations des connexions entre neurones des couches adjacentes du réseau selon les données fournies en entrée au réseau.

L'ensemble de test est utilisé pour évaluer le modèle entraîné au préalable sur de nouvelles données.

L'ensemble d'entraînement représente 80% des données de base générées par les systèmes de rendez-vous et les 20% résiduelles sont réservées pour les tests.

- **Entraînement et évaluation**

Pour la compilation, nous avons d'abord défini le modèle de régression linéaire multiple avec l'API fonctionnelle de Keras qui permet, avec ses variables, d'appeler la fonction « keras.Model ». Les entrées sont fournies sous forme d'une liste et la sortie est produite directement.

Ensuite, nous avons utilisé la méthode « model.compile » de Keras pour une compilation du modèle de réseau de neurones.

Ensuite, nous avons utilisé la fonction MSE (Mean Squared Error) comme fonction de perte (fonction de coût) qui permet de calculer la moyenne des carrés des différences entre les valeurs prédites et les valeurs réelles à la sortie du réseau. Ensuite, nous avons utilisé l'optimiseur Adam pour permettre l'application de l'algorithme de la descente de gradient stochastique lors du processus d'ajustement des pondérations du réseau durant son entraînement.

Enfin nous avons utilisé la même fonction MSE pour évaluer les performances du modèle.

Pour l'entraînement, nous avons utilisé la fonction « model.fit » qui, d'une part, prend en entrée, les données d'entraînement (X_{train}) pour toutes les variables indépendantes et la variables dépendante (y_{train} : Durée totale) et, d'autre part, les données de validation (X_{test} et y_{test}).

Le processus d'entraînement est subdivisé en étapes (steps) distinctes. À chaque étape, un bloc de données aussi appelé lot de données d'une dimension fixée au préalable ($batch_size$) est présenté au réseau pour permettre l'apprentissage des pondérations de ses connexions. Dans le contexte de cette recherche, la dimension d'un lot de données est de 32 observations et le nombre d'étapes d'apprentissage est de 10 époques (epochs).

À partir des données disponibles, il devient possible de suggérer le meilleur trajet au camion dans une situation particulière exprimée par les temps d'attente (Wait Time dans le système de géolocalisation et les termes d_{Ai} dans l'équation 3.1) et de déplacement (Travel Time dans le système de géolocalisation et les termes $d(A_j : A_{j+1})$ dans l'équation 3.1). Nous essayons d'abord de prévoir la durée totale des trajets d'un camion s'il empruntait chacun des trajets possibles menant à la destination ciblée.

3.5 Outils

Pour réaliser ce projet, nous avons utilisé beaucoup d'outils logiciels qui ont permis d'atteindre nos objectifs. De l'acquisition des données à la proposition des solutions en passant par l'étude de la problématique, nous avons utilisé un système de suivi, des logiciels, des langages de programmation, des bibliothèques informatiques, des Frameworks, etc.

Nous allons en citer quelques-uns et le cadre dans lequel ceux-ci ont été utilisés.

3.5.1 Système de géolocalisation

Ce système offre, entre autres, des fonctionnalités de géolocalisation permettant le suivi en temps-réel de véhicules comme des camions lourds. Pour ce faire, les outils de géolocalisation permettent d'enregistrer les temps de passage des camions effectuant des trajets, dans le rayon d'action de chaque antenne positionnée à des endroits stratégiques dans le port étudié. De plus, le système de géolocalisation permet aussi l'enregistrement des temps de déplacement d'un camion entre chaque paire d'antennes adjacentes. Les temps d'arrivée et de départ d'un camion effectuant des trajets sont aussi enregistrés.

Le système de géolocalisation permet aussi de générer des rapports contenant les données temporelles enregistrées lors des trajets de camions, sous forme de fichiers « xlsx ». Ces rapports sont utilisés comme source de données pour les analyses exploratoires et pour la création des modèles de rendez-vous faisant l'objet de cette présente recherche.

3.5.2 Python

Python est un langage de programmation créé par Guido Van Rossum et publié en 1991. C'est un langage de programmation interprété de haut niveau utilisé dans de nombreux domaines informatiques. Ce langage de programmation est très utilisé en développement web, en intelligence artificielle, en analyse de données et un peu moins en développement mobile (avec la bibliothèque Kivy). L'un des critères qui a orienté notre choix sur ce langage est la multitude et la variété des bibliothèques dont il dispose. Ce langage est simple et facile à comprendre avec une syntaxe aisée à utiliser.

Il a derrière lui une forte communauté qui assure le développement de nouvelles bibliothèques qui font aujourd'hui qu'il soit le meilleur langage et le plus polyvalent aussi.

Nous avons utilisé ce langage très fréquemment dans ce projet, de l'analyse des données à la programmation et à la simulation des modèles proposés.

3.5.3 Librairie datetime

« datetime », est une bibliothèque standard de Python qui propose des classes et des fonctions permettant de manipuler un nombre important de concepts temporels. Elle permet de manipuler des dates, des heures, des minutes et même des secondes, etc. Elle permet de réaliser beaucoup d'opérations temporelles comme les calculs de délais ou d'intervalles, les estimations de durée, l'utilisation et la conversion de fuseaux horaires, etc.

Dans le cadre de ce projet, nous l'avons utilisé pour créer et simuler des rendez-vous tels que proposés dans les systèmes de rendez-vous. En utilisant des opérations mathématiques avec cette bibliothèque, nous avons réussi à estimer les temps d'attente et les durées totales des trajets dans les simulations.

3.5.4 TensorFlow et Keras

TensorFlow et Keras sont des bibliothèques utilisées en apprentissage automatique et en apprentissage profond en Python.

TensorFlow est une bibliothèque de calcul numérique open-source développée par Google Brain. Elle est très utilisée en intelligence artificielle notamment pour la construction et le déploiement de modèles d'apprentissage automatique.

Keras est une interface spécialisée dans la construction de réseaux de neurones qui a été créée indépendamment de Tensorflow. Maintenant, elle est intégrée à TensorFlow en tant qu'API dans la version 2.0 de TensorFlow. C'est une interface simple et conviviale qui facilite la manipulation des couches dans les réseaux de neurones.

Dans le cadre de ce projet, nous les avons utilisées pour la conception de notre modèle de recommandation de chemin optimal avec l'apprentissage automatique.

3.5.5 Pandas

Pandas est une bibliothèque open-source orientée vers le traitement et l'analyse des données. Elle est très populaire au sein de la communauté des scientifiques de données. Pandas est utilisé en Python, ce qui facilite sa manipulation. Avec cet outil, on peut manipuler une variété de données telles que les données numériques, les chaînes de caractères, les dates, etc. Elle permet d'utiliser différentes sources ou supports de données tels que SQL, Excel, CSV, etc.

Au cours de ce projet, nous avons beaucoup utilisé cette bibliothèque notamment dans le chargement et l'analyse des données en passant par leur nettoyage et leur visualisation.

3.5.6 PyCharm CE

PyCharm est un environnement de développement intégré (IDE) développé par JetBrains.

PyCharm CE (Community Edition) est la version gratuite et open-source de cet outil. Il offre de nombreuses fonctionnalités très avancées dans le domaine de la programmation telles que la gestion, le développement et le débogage de projets en Python. A part les codes liés à la conception du modèle d'apprentissage automatique conçu avec Google Colab, tous les autres codes de ce projet ont été écrits dans Pycharm CE.

3.5.7 Jupyter Notebook

Jupyter Notebook est une application web open-source utilisée pour du codage et la visualisation de données. Elle permet de créer des blocs de code sous forme de notebook et présente une interface très interactive. Grâce à ses notebooks qui facilitent la manipulation des codes, cette application est très utilisée dans le domaine de la recherche notamment dans la science des données et dans l'apprentissage automatique.

Il prend en charge plusieurs langages mais à la base, il était pour Python.

Dans ce projet, nous avons utilisé Jupyter Notebook pour l'analyse des données et la visualisation graphique de certains résultats.

3.5.8 Google Colab

Google Colab est une plateforme de collaboration créée par Google et qui est basée sur le cloud. C'est un service gratuit qui permet de collaborer dans des projets par l'exécution et le partage de codes en Python. Basé sur le cloud, cet outil nous dispense des problèmes de capacité de mémoire ou de performances des machines pour mieux se concentrer sur l'essentiel soit le code de notre application. Ceci fait qu'il est utilisé dans le domaine de l'apprentissage automatique avec son accès gratuit aux ressources de calcul.

Un des avantages de cet outil est que la plupart des bibliothèques que l'on utilise sont déjà préinstallées. Donc, il suffit juste de les importer pour en profiter. Il intègre aussi très facilement les autres services de Google comme Google Drive, par exemple, ce qui permet de pouvoir stocker directement nos projets dans notre compte Drive.

Dans cette recherche, nous avons utilisé Google Colab pour la conception du modèle d'apprentissage automatique pour la recommandation de chemins optimum.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons effectué une analyse exploratoire qui nous a permis de mieux identifier la problématique liée au trafic routier au port étudié. Cette analyse nous a aussi permis d'approfondir notre compréhension des divers facteurs qui influencent le trafic routier et les relations entre eux.

En passant de l'analyse descriptive à l'étude des corrélations, nous avons présenté les facteurs ayant une influence significative sur les durées totales de trajets des camions.

Les observations faites dans la revue de littérature et les différents procédés appliqués nous ont inspiré pour proposer des modèles visant à répondre à la problématique d'optimisation des trajets de camions.

Ces modèles ont été implémentés et simulés pour comparer leur performance et leur apport par rapport à la résolution de cette problématique.

Des analyses et des conclusions, sur les résultats de simulations de ces modèles, sont présentées dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 4 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

4.1 Observations et analyses

Après avoir effectué des simulations avec les 3 modèles de rendez-vous suggérés, nous avons analysé les résultats avec des graphiques pour comparer les durées totales des trajets.

- **Modèle de rendez-vous 1**

Dans la figure 4.1, nous pouvons visualiser la courbe d'évolution des durées totales de trajets au cours d'une journée découlant de la simulation du modèle 1.

Dans une journée, on constate une forte variation de la durée totale en fonction du nombre de trajets. La durée totale varie, en secondes, de 607 à 5 758.

Pour 1^{er} camion, on constate une durée minimale du trajet égale à 607. Cette diminution peut être expliquée par le fait que le premier camion est servi immédiatement sans devoir attendre d'autres véhicules.

Du 2^{ième} au 9^{ième} camion, on constate des variations plus importantes de la durée totale pour le 2^{ième} et le 6^{ième} pour plus de 4 500 secondes et, en revanche, des durées moins importantes pour le 4^{ième} le 7^{ième}, le 8^{ième} et le 9^{ième} camion.

Pour le 10^{ième} camion, on constate une durée importante de plus 5 500 secondes.

Du 11^{ième} au 20^{ième} camion, on constate une variation légère des durées comprises entre 2 000 et 4 000 secondes.

Entre le 21^{ième} et le 30^{ième} camion, on constate de d'importante durée notamment au 21^{ième}, 24^{ième} et au 27^{ième} trajet dépassant les 5 000 secondes et relativement moindre pour 22^{ième}, 23^{ième}, 25^{ième} et 26^{ième}.

À partir du 38^{ième} camion, la durée totale augmente à nouveau en dépassant les 4 500 secondes.

Entre le 39^{ième} et 45^{ième} camion la durée varie très légèrement autour des 2 000 secondes avant de s'augmenter à nouveau entre jusqu'au 50^{ième} camion.

En analysant cette courbe, on constate plusieurs creux et plusieurs pics dans la journée. Cela est dû au fait que les rendez-vous sont organisés en deux périodes différentes : De 8h à 12h et de 13h à 17h. A l'intérieur de chaque plage de 4h, l'arrivée d'un camion est générée de façon aléatoire. Ce qui fait que certains camions peuvent arriver au même moment et qu'il peut y avoir des moments où il n'y a pas d'arrivée de camions.

Si plusieurs camions arrivent au même moment, la congestion augmente et les durées totales s'en trouvent affectées à la hausse à cause de la forte congestion. Ceci explique alors les pics notés dans la courbe d'où l'intérêt d'expérimenter d'autre modèles visant à mieux organiser les arrivées des camions.

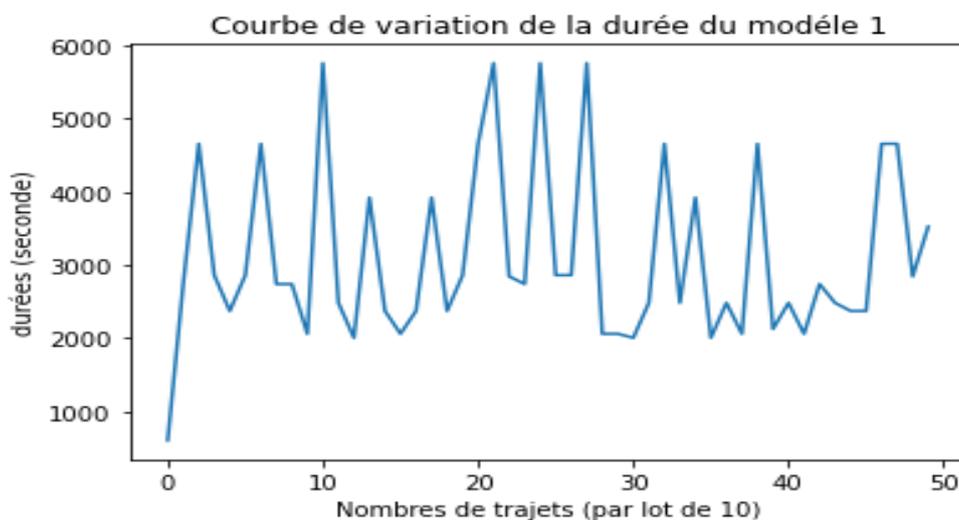


Figure 4. 1 Courbe de variation des durées totales des trajets calculés avec le modèle 1

- **Modèle de rendez-vous 2**

Dans la figure 4.2, nous pouvons visualiser la courbe d'évolution des durées totales de trajets au cours d'une journée avec la simulation du modèle 2.

Dans l'ensemble, on constate une variation plus homogène (moins saccadée) des durées totales moins importantes, en fonction du nombre de camions, par rapport aux trajets du modèle 1.

Les durées totales varient dans l'intervalle 607 à 5845 secondes.

Pour 1^{er} camion, comme avec le modèle 1, on constate une durée minimale du trajet égale à 607. Cette diminution peut être expliquée par le fait que le premier camion est servi immédiatement sans devoir attendre d'autres véhicules.

Pour 2^{ième} camion, on constate une durée du trajet légèrement dans la moyenne égale à 3525.

Du 3^{ième} au 5^{ième} camion, on constate une diminution de la durée variante entre 2 000 et 2 800 secondes.

Au 7^{ième} camion, on constate une augmentation de la durée avoisinant les 4 000 secondes.

À partir du 8^{ième} camion jusqu'au 14^{ième} camion, on note une diminution intéressante des durées tournant autour des 2 000 secondes.

Au 15^{ième} camion, on constate une augmentation rapide de la durée avoisinant les 4 600 secondes. Cette même situation se retrouve sensiblement au 21^{ième} et au 23^{ième} camions.

Du 24^{ième} camion jusqu'au 47^{ième} camion, à part le 35^{ième} camion et le 38^{ième} camion qui avoisinent les 4 000 secondes, on constate une diminution de la durée légèrement variable des 2 000 secondes.

Enfin, au dernier camion, on atteint le pic avec 5845 secondes, donc la durée la plus importante.

En analysant cette courbe, on constate des creux moins importants que ceux notés dans le modèle 1. La congestion semble être mieux contrôlée avec de légères variations notées pour les durées totales des trajets. Cela est dû au fait que les rendez-vous sont organisés en quatre périodes différentes : De 8h à 10h, de 10h à 12h, de 13h à 15h et de 15h à 17h. Cela veut dire qu'à l'intérieur de chaque plage horaire de 2h, l'arrivée des camions est générée de façon aléatoire. Cela permet de mieux organiser l'arrivée des camions dans les différents moments d'activités de la journée en réduisant l'intervalle de temps d'arrivée des camions et ainsi la congestion.

Si des camions arrivent en respectant les plages horaires prévues, même s'ils arrivent au même moment, ils auront, à eux seuls, la priorité et le temps de se servir des ressources avant de l'arrivée du lot de camions suivant dans le respect de leurs plages. Ainsi les durées totales sont réduites et les ressources mieux partagées au fil de la journée.

Dès lors, on constate l'intérêt d'organiser les arrivées des camions par plages horaires dans le temps pour une réduction des durées totales des trajets et un meilleur partage des ressources.

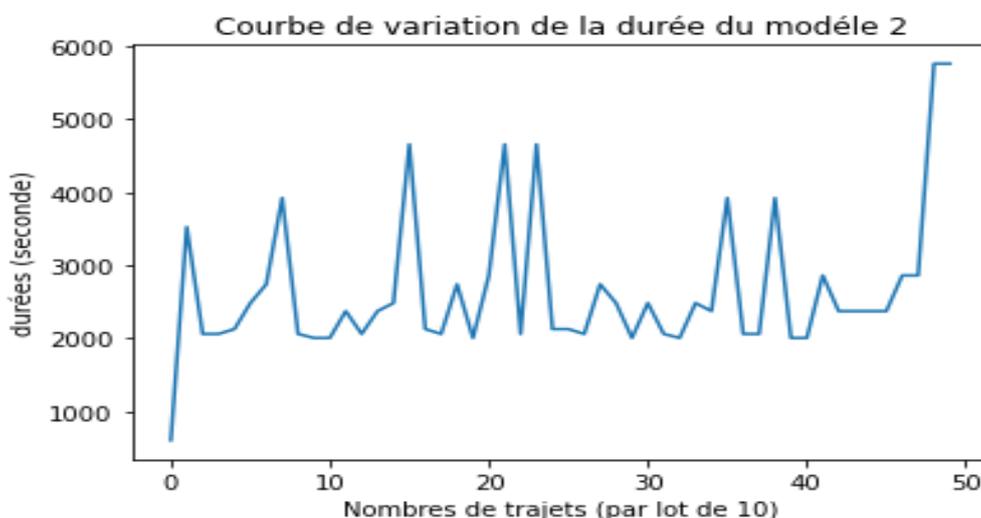


Figure 4. 2 Courbe de variation des durées des trajets totales calculés avec le modèle 2

- **Modèle de rendez-vous 3**

Dans la figure 4.3, nous pouvons visualiser la courbe d'évolution des durées totales de trajets de camions au cours d'une journée avec la simulation du modèle de rendez-vous 3.

Dans l'ensemble, on constate une variation plus homogène et des durées totales moins importantes, en fonction du nombre de camions, par rapport aux modèles 1 et 2. Les durées totales varient dans une fourchette de 607 à 8 310 secondes.

Toujours pour le 1^{er} camion, comme avec les modèles 1 et 2, on constate une durée minimale du trajet égale à 607. Cette diminution peut être expliquée par le fait que le premier camion est servi immédiatement sans devoir attendre d'autres véhicules. Cette valeur reflète la durée minimum de service pour seul camion.

Le 2^{ième} camion a effectué une durée de 2862 secondes, plus importante par rapport au 1^{er} et 3^{ième} dont la durée est de 2062 secondes.

Au 4^{ième} camion, on constate une augmentation intéressante de la durée atteignant les 4656 secondes. On retrouve la même situation au 13^{ième} camion et au 20^{ième} camion.

Au 33^{ième} et au 34^{ième} camion, les durées sont sensiblement égales et avoisinent les 4 000 secondes.

Au 35^{ième} camion, on constate la durée la plus importante représentant le pic.

Pour tous les autres camions, les durées relativement moyennes et varient entre 2 000 et 2 800 secondes.

En analysant cette courbe, on constate moins de creux, des creux d'amplitude plus faible que ceux notés dans les modèles 1 et 2 et un pic maximum au 35^{ième} trajet. La circulation semble être beaucoup plus fluide que celle des modèles 1 et 2. Cela est dû au fait que les rendez-vous sont organisés en huit périodes différentes : De 8h à 9h, 09h à 10h, 10h à 11h, de 11h à 12h, 13h à 14h, de 14h à 15h, 15h à 16h, et de 16h à 17h. Cela veut dire qu'à l'intérieur de chaque plage de 1h, l'arrivée des camions est générée de façon aléatoire. Cela permet de mieux organiser l'arrivée des camions dans les différentes plages horaires d'activités de la journée en réduisant davantage l'intervalle d'arrivée et ainsi la congestion par plage horaire.

La planification est beaucoup plus granulaire, les arrivées sont mieux réparties, ce qui réduit les pics de trafic et donc les congestions. Dans cette situation, les ressources sont beaucoup mieux partagées et leur utilisation est plus optimisée dans le temps pour les activités des camions.

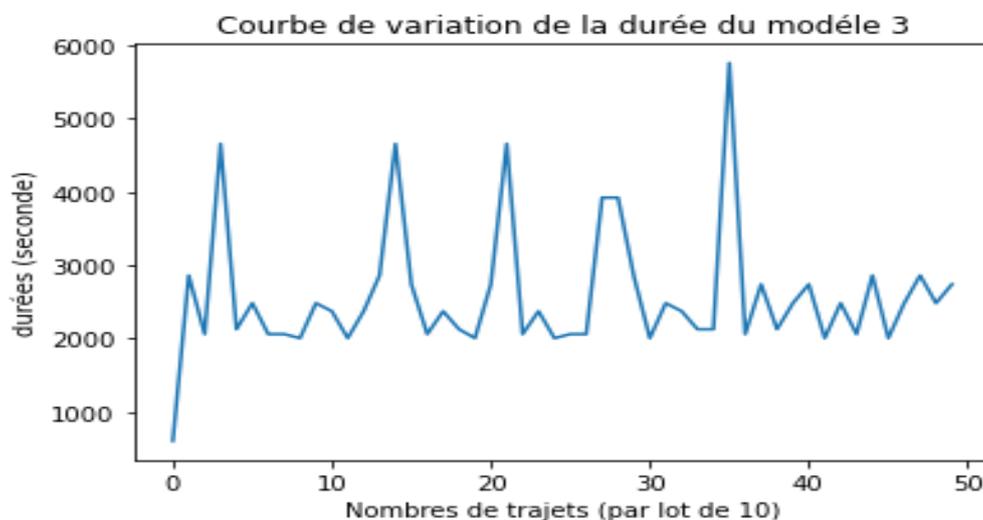


Figure 4. 3 Courbe de variation des durées des trajets calculés avec le modèle 3

- **Gain de temps**

Dans la figure 4.4 et dans le tableau 4.1, nous pouvons visualiser la différence des durées totales en moyenne en secondes entre nos trois modèles pendant les 8 premiers jours des 259 jours simulés.

En passant du modèle 1 au modèle 2, on observe une réduction de 29 197 secondes pour les durées totales de trajets. Cela équivaut, en moyenne, à un gain de temps de 1 heure 00 mn 49 secondes, par jour (3 649 secondes).

En passant du modèle 1 au modèle 3, on observe une réduction de 32 310 secondes pour les durées de trajets. Cela équivaut, en moyenne, à un gain de temps de 1 heure 7 mn 00 secondes, par jour (4 020 secondes).

Au regard des 3 modèles, on constate que le modèle 3 permet d'économiser plus de temps donc reste le meilleur choix dans cette étude.

Modèles comparés	Temps économisée (en secondes)	Gain de temps moyen par jour (en secondes)
Modèle 2 et Modèles 1	29 197	3 649
Modèle 3 et Modèle 1	32 310	4 020

Tableau 4. 1 Gain de temps en moyen

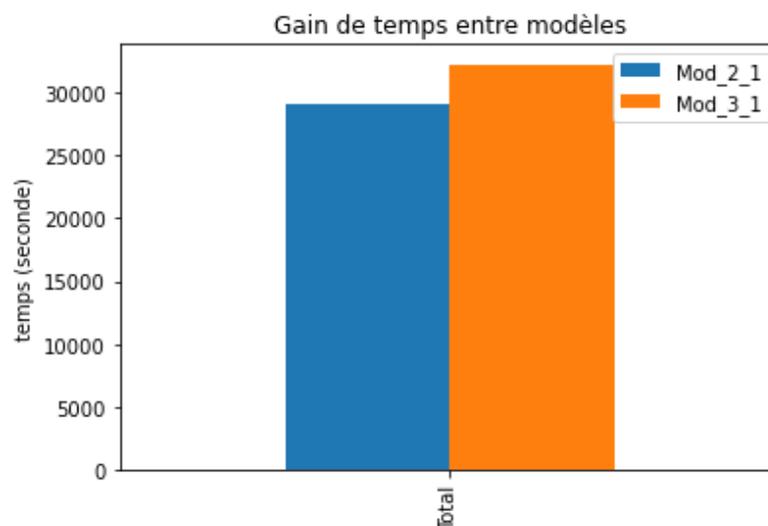


Figure 4. 4 Gain de temps

- **Conclusion**

Dans l'ensemble, l'analyse des trois modèles de rendez-vous pour la gestion des trajets des camions dans le port offre une vue complète des performances et des avantages de chaque approche.

Le modèle 1 présente une forte variation des durées totales de trajets en fonction du nombre de camions, ce qui peut entraîner des files d'attente et des temps d'attente importants. Bien que le premier camion soit servi immédiatement, les trajets des camions suivants peuvent connaître des fluctuations importantes.

Le modèle 2 montre une amélioration par rapport au modèle 1, avec des durées totales de trajets plus stables et moins de variations abruptes. Cependant, il subsiste encore des périodes de congestion et des trajets de camions prenant plus de temps que d'autres.

Le modèle 3 se démarque des deux premiers modèles en offrant une variation plus homogène des durées totales de trajets et des valeurs globalement moins importantes. Il semble mieux réduire les temps d'attente et offrir des durées plus prévisibles pour les camions.

L'analyse comparative montre que, d'après le tableau 4.1 ainsi que la figure 4.4, le modèle 3 reste le meilleur pour réduire les durées de trajets des camions. Ces références citées montrent que les durées de parcours avec le modèle 3 sont toujours plus courtes que celles des modèles 1 et 2.

Il permet de gagner plus de temps par rapport aux modèles 1 et 2, avec une meilleure régulation du trafic routier, des temps d'attente réduits et des durées de trajets plus stables. Ces avantages peuvent contribuer à améliorer l'efficacité globale des opérations logistiques dans le port.

Ces observations soulignent l'importance de combiner, à la fois, une organisation précise des plages horaires dans la planification des rendez-vous et une recherche efficace du plus court chemin en se basant sur les durées totales de trajets passant d'une antenne à une autre.

En conclusion, le modèle de rendez-vous 3 se révèle être la meilleure option pour optimiser le trafic routier et minimiser les délais des camions dans le port.

4.2 Validation des modèles

Pour la validation de nos modèles de modèles de rendez-vous, nous avons utilisé les données générées par le système de géolocalisation. Dans l'analyse exploratoire de ces données, nous avons remarqué que le trafic varie dans le temps. A travers cette analyse, nous avons noté que, pour certains jours, le nombre de trajets des camions est plus important que d'autres.

Pour une meilleure validation des modèles de rendez-vous, compte tenu de cette variation du trafic, nous avons ciblé les journées plus achalandées.

Dans le rapport de suivi des camions du mois d'avril généré par le système de géolocalisation, nous avons constaté une journée très achalandée le 11^{ème} jour du mois.

Pour cette journée, nous avons noté 102 trajets de camions entre 4h et 15h.

Ensuite nous avons simulé ce jour du 11 avril avec les modèles de rendez-vous pour comparer les résultats obtenus de ces simulations avec la situation réelle observée par le système de géolocalisation. Ces comparaisons permettent de valider la performance des modèles de rendez-vous dans la réduction des durées totales moyennes des trajets des camions et la diminution de des temps de trajets.

4.2.1 Réduction de la congestion

La figure 3.5 présente le nombre d'arrivées des camions en fonction de l'heure de la journée, autrement dit, la congestion horaire constatée dans la journée du 11 avril prise comme cas de validation. Les arrivées commencent de 4h du matin jusqu'à 15h de l'après-midi.

En regardant cette figure 3.5, on constate plusieurs niveaux de variation de la congestion.

De 4h à 8h, le nombre d'arrivées ne dépasse pas 1, ce qui veut dire que la circulation reste très fluide et que la congestion est conséquemment faible.

De 8h à 9h, le nombre d'arrivées passe de 1 à 41, donc un niveau de congestion très élevé. Ce pic d'arrivées des camions peut être expliqué par le fait que ce moment de la journée est l'heure de pointe. Cette période correspond aux moments les plus critiques pour les camionneurs.

De 9h à 10h, le nombre d'arrivées commence à baisser très légèrement en passant de 41 à 32 donc la circulation tend à être un peu plus fluide.

De 10h à 12h, le nombre d'arrivées passe de 32 à 1, on note une forte baisse des arrivées ce qui rend la circulation très fluide et donc la congestion presque nulle.

De 12h à 15h, le nombre d'arrivées est sensiblement constant avec une seule arrivée par tranche d'une heure, donc il n'y a presque plus de files d'attente à l'entrée.

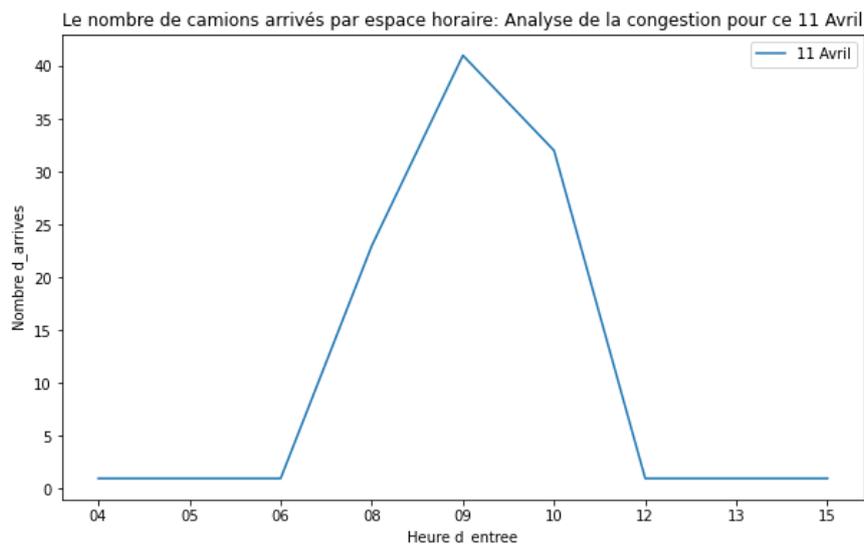


Figure 4. 5 Congestion de la journée d'observation du 11 Avril

Dans la figure 4.6, nous pouvons visualiser les courbes d'évolution du nombre d'arrivées au port découlant de la simulation des 3 modèles de rendez-vous et de la journée d'observation (référence) du 11 avril.

En regardant cette figure 4.6, on constate plusieurs niveaux de variations de la congestion selon les différentes plages horaires étudiées.

De 4h à 6h, il n'y a pas d'arrivée de camions pour les 3 modèles simulés alors que les arrivées de camions commencent déjà avec la journée d'observation 11 avril.

À 8h, on commence à noter l'arrivée des camions, à peu près une quinzaine pour les 3 modèles simulés et un pic pour la journée d'observation du 11 avril vers 9h atteignant ainsi les 41 arrivées. Cela nous permet de conclure que les modèles de rendez-vous proposés aident plus à une régulation du trafic pendant les heures de pointe et diminuent donc le niveau de congestion.

De 9h à 11h, on constate d'abord une diminution du niveau de congestion pour le modèle de rendez-vous 1 et le trafic constaté le 11 avril. Ensuite, on constate une légère diminution à 10h puis une légère augmentation à 11h du niveau de trafic pour la courbe du modèle 2. Et enfin, on constate une évolution constante du trafic pour le modèle 3. Aux regards de ces évolutions, on conclut que le modèle 3 aide à une meilleure régulation du trafic en permettant de modérer la congestion dans le temps et en répartissant mieux les arrivées de camions dans le temps.

De 12h à 13h, on note qu'il n'y a presque plus d'arrivées, cela est dû au fait que cela correspond à l'heure du dîner donc période avec moins d'activités.

A 13h, les arrivées de camions reprennent pour les 3 modèles simulés, la courbe du nombre d'arrivées du modèle 1 atteint le pic à 13h et reste décroissante jusqu'à 16h. La courbe du modèle 2 monte à 14h avec 14 arrivées puis baisse jusqu'à 16h. La courbe du modèle 3 est constante de 13h à 15h pour 13 arrivées enregistrées avant de baisser à 16h. La courbe du nombre d'arrivées de camions de la journée d'observation du 11 avril oscille autour d'une arrivée par plage horaire d'une heure et ce de 11h jusqu'à 16h. Pour les activités d'après-midi, on peut conclure que le modèle 3 aide à une stabilisation des arrivées suivie du modèle 2.

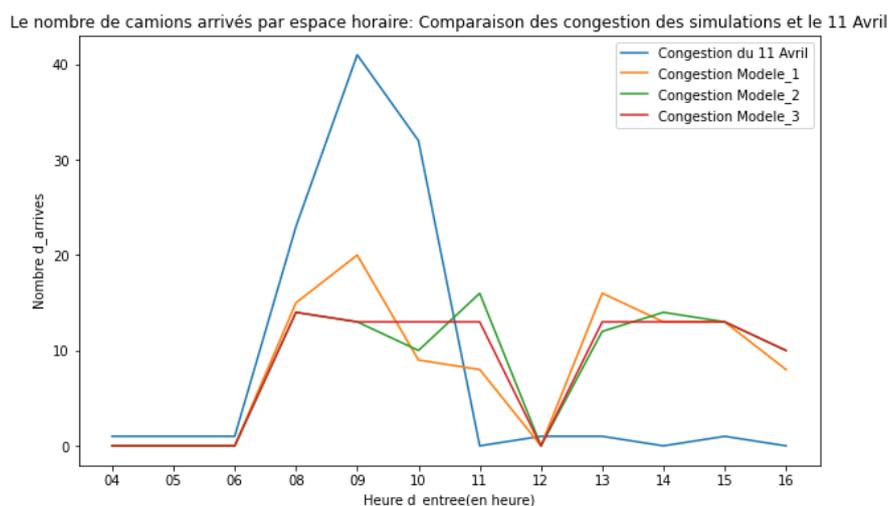


Figure 4. 6 Nombre d'arrivées des camions par heure avec les systèmes de rendez-vous et de la journée d'observation du 11 Avril

4.2.2 Réduction de la durée

La figure 4.7 présente le diagramme en barres représentant les durées totales moyennes des trajets pour chacun des 3 modèles et celle de la journée d'observation du 11 avril pour 100 parcours.

En analysant cette figure, on constate que la durée totale moyenne la plus élevée d'un trajet, à peu près de 4 000 secondes, correspondant à la journée d'observation du 11 avril.

On constate que la durée totale moyenne la plus faible, avec une valeur de 3 450 secondes, correspondant au modèle 3.

Les modèles 1 et 2 ont des durées totales moyennes moins élevées que celle de la journée d'observation du 11 avril, soient de 3 606 et 3 549 secondes respectivement.

On conclut que les 3 modèles simulés favorisent à une réduction des durées totales moyennes des trajets des camions.

Modèles	Modèle 1	Modèle 2	Modèle 3	Journée du 11
Durées (en secondes)	3 606	3 549	3 450	4 064

Tableau 4. 2 Comparaison des plus longues durées

La plus longue durée du modèle 3 est la moins importante des 100 parcours des quatre cas présentés comme montré dans le tableau 4.2.

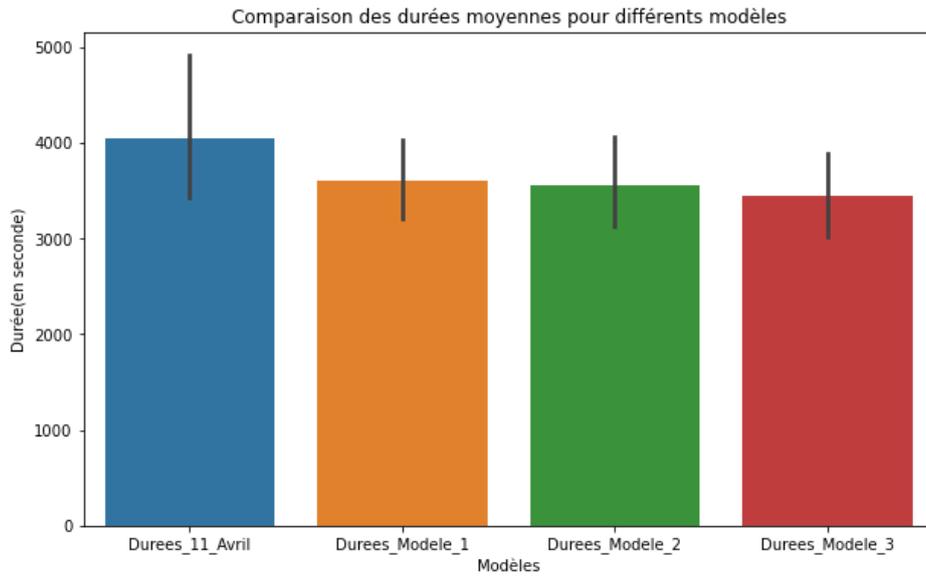


Figure 4. 7 Comparaison des durées totales moyennes pour les 3 modèles et la journée d’observation du 11 avril

Dans la figure 4.8, nous pouvons visualiser les courbes des durées totales de l’ensemble des trajets d’une journée pour les 3 modèles simulés et la journée d’observation du 11 avril. Elle permet d’analyser l’accumulation des durées totales des trajets au fil du temps.

En analysant les durées totales cumulées, on constate que les courbes cumulatives des 3 modèles de simulation exhibent une augmentation progressive dans le temps. La courbe de la journée d’observation (11 avril) qui, elle, connaît une légère fluctuation plus visible approximativement entre la 60^{ième} arrivée et la 80^{ième} arrivée. Cette observation nous permet de conclure que les 3 modèles proposés sont plus efficaces dans la gestion des durées totales cumulées des trajets de camions.

La courbe du modèle 3 a une croissance plus lente donc une accumulation plus faible par rapport aux 2 autres. Ce constat signifie que le modèle 3 est le plus efficace dans la gestion des durées totales cumulées des trajets de camions.

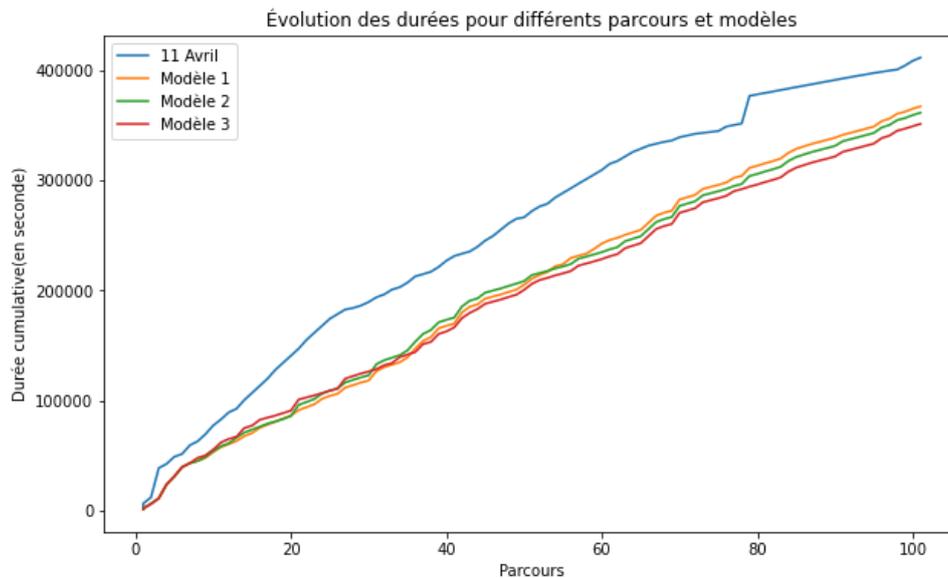


Figure 4. 8 Durées cumulatives des trajets pour les 3 modèles et la journée d'observation du 11 avril

La validation de notre étude avec des données réelles du 11 avril 2023 a renforcé les conclusions tirées de notre analyse comparative faite à la section 4.1, en confirmant les performances supérieures du modèle 3 par rapport aux autres. Les résultats ont montré qu'avec la combinaison de systèmes de rendez-vous organisés en 8 plages horaires de 1 heure et une recherche du plus court chemin en termes de durée totale des trajets des camions, le modèle 3 offre une planification des rendez-vous plus efficace et une amélioration des trajets des camions.

Le modèle 1, avec 2 plages horaires de 4 heures, a montré des performances inférieures lors de la validation, soulignant encore une fois les limites de cette approche moins efficace en termes d'optimisation des itinéraires dans le trafic routier.

Ces résultats confirment l'importance de prendre en compte, à la fois, la granularité des plages horaires lors de la planification des rendez-vous et la recherche du plus court chemin par rapport à la durée totale des trajets. Cette recherche du plus court chemin se base sur le calcul des durées de passages et des durées d'attentes vis-à-vis les antennes intermédiaires qui mènent de l'entrée à la destination prévue. De plus, ces résultats confirment encore que les modèles avec des plages horaires plus courtes, comme le modèle 3, offrent une meilleure capacité d'adaptation et des performances améliorées dans la gestion des rendez-vous, ce qui a un impact positif sur la gestion des ressources et de la logistique routière du port.

Cependant, de manière générale, il est essentiel de noter que le choix du modèle optimal dépendra, entre autres, des spécificités du système de rendez-vous, des objectifs opérationnels visés, des orientations de déplacement, des contraintes particulières du contexte routier, etc.

Des études et des validations supplémentaires pourraient être nécessaires pour évaluer l'applicabilité de ces modèles dans d'autres scénarios logistiques réels en explorant d'autres variables contextuelles, telles que les contraintes de chargement par rapport à la disponibilité des ressources, le dysfonctionnement d'antennes ou d'un composant du système de géolocalisation, etc.

4.3 Modèle de prévision des durées des trajets

Dans le cadre de la planification des rendez-vous et de la réduction des durées de trajets pour les camions dans un contexte routier, la prévision des durées totales des trajets est d'une importance capitale. Cette étude se concentre sur l'utilisation d'un modèle d'intelligence artificielle basé sur la régression linéaire multiple pour prévoir les durées totales des trajets des camions, en cas de dysfonctionnement du système de géolocalisation sur lequel reposent les 3 modèles de rendez-vous proposés précédemment.

Autrement dit, de manière plus simple, ce modèle d'intelligence artificielle tente de déterminer le trajet le plus court et ce à partir de l'ensemble des chemins possibles qui mènent à un point de service associé à une antenne de géolocalisation. Ce trajet le plus court est déterminé en se basant sur les informations telles que l'heure d'arrivée du camion, l'antenne de la destination, le nombre de camions en attente à ces antennes intermédiaires, la plage de rendez-vous et le système de rendez-vous lui-même.

Compte tenu de la fragilité du système de géolocalisation observée lors des expérimentations, ce modèle d'intelligence artificielle servirait de solution de secours en cas de perte de connectivité ou d'indisponibilité d'une partie du système de géolocalisation. Pour mener cette étude, nous avons utilisées des données provenant des simulations réalisées avec les 3 modèles de rendez-vous, pour que le modèle d'intelligence artificielle soit en mesure de prendre en compte la méthode de planification par rendez-vous.

4.3.1 Observations et analyses

Comme rappelé dans la section 3.3.7, 80% des données ont été réservées pour l'entraînement et 20% pour le test afin de valider les performances du modèle de prévision.

Les résultats obtenus dans le cadre de cette étude, après l'entraînement et le test du modèle de prévision, mettent en évidence des observations qui permettent d'apprécier ses performances ainsi que les limites de ce modèle.

Pour analyser les performances du modèle de prévision, nous avons calculé l'erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error ou MSE en anglais) sur les durées des trajets obtenus avec le modèle prédictif et les valeurs réelles observées. L'erreur quadratique moyenne est égale à 0,0021.

La figure 4.20 présente la variation des courbes de pertes lors de l'entraînement et de la validation.

De cette figure 4.9, nous pouvons observer que la perte d'entraînement diminue progressivement de 0,0035 à 0,0021, tandis que la perte de validation diminue aussi de 0,0023 à 0,0021. Cela montre que le modèle parvient à apprendre à partir des données d'entraînement et à se généraliser correctement avec les données de validation.

La convergence des courbes de perte d'entraînement et de validation indique que le modèle prédictif ne souffre pas de problème de sur-apprentissage, ce qui est quand même une information intéressante. Cela signifie que le modèle prédictif est capable de capturer les motifs des données sans se spécialiser, exclusivement, aux exemples d'entraînement spécifiques présentés au réseau pendant la phase d'entraînement.

Cependant, il est important de noter que la baisse de la perte de validation semble se stabiliser autour de 0,0021, ce qui pourrait dire que le modèle a atteint un plateau de performance. Cela suggère que, pour améliorer davantage les performances du modèle prédictif, il pourrait être bénéfique d'explorer d'autres approches, telles que l'ajustement de l'architecture du réseau, l'augmentation des données d'entraînement ou l'optimisation des hyper-paramètres.

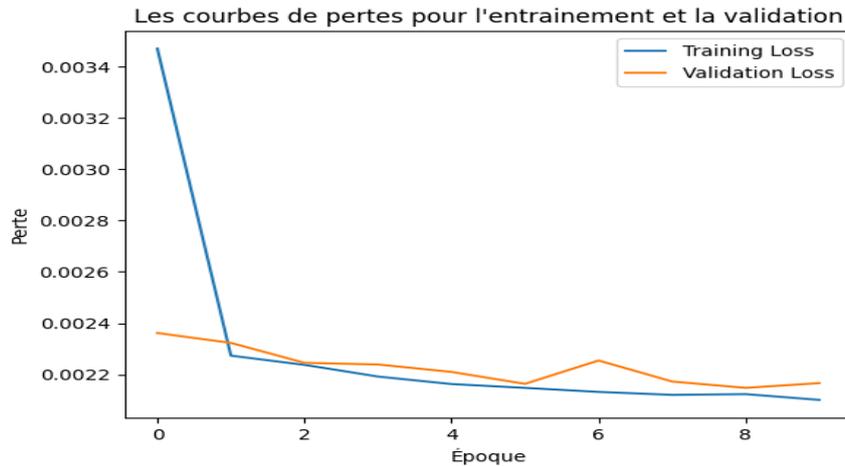


Figure 4. 9 Courbes de variation des pertes pour l’entrainement et la validation

En conclusion, les résultats obtenus à partir de la comparaison du modèle de prévision aux données de test, fournissent des indications positives sur les performances de ce dernier. Une perte très faible indique une bonne capacité de prévision et une concordance adéquate entre les prévisions du modèle et les valeurs réelles des durées totales des trajets. Cependant, il est important de prendre en compte les limites liées à la généralisation du modèle aux situations réelles et à la qualité des données d’entrainement.

4.3.2 Performances et limites

En ce qui concerne les performances du modèle d’intelligence artificielle basé sur le modèle de régression, pour la prévision de durées totales de trajets, nous avons réalisé une évaluation sur les données de test pour apprécier ses capacités (perte de validation sur les données de test : 0,0021). Les résultats de l’évaluation ont montré des performances encourageantes pour la prévision des durées totales de trajets, offrant ainsi une alternative en cas de dysfonctionnement du système de géolocalisation.

L’un des principaux avantages de ce modèle réside dans sa capacité à apprendre à partir des données d’entrainement qui peuvent être mises à jour en cas de besoin pour améliorer davantage la justesse dans les exercices de prévision. Cette approche lui confère une certaine résilience

face à des situations imprévues ou si le système de géolocalisation connaît des dysfonctionnements.

Cependant, malgré ces performances prometteuses, il convient de noter certaines limites associées à ce modèle d'intelligence artificielle.

Tout d'abord, comme la plupart des modèles d'intelligence artificielle, sa précision et sa fiabilité peuvent être influencées par la qualité et la représentativité des données d'entraînement servant à sa formation. Des manquements et des incohérences ont parfois été notées dans les données, qui seraient causés par le dysfonctionnement de certaines antennes et le chevauchement du rayonnement d'autres antennes. Régler ces problèmes serait important pour une meilleure qualité des données et donc de meilleures performances des modèles proposés.

De plus, le modèle d'intelligence artificielle est tributaire des variables et des facteurs pris en compte lors de l'entraînement, ce qui suggère de prévoir des mises à niveau à chaque fois qu'il est nécessaire. Surtout en ce qui concerne la prise en compte de nouvelles caractéristiques ou de nouveaux facteurs déterminant dans la planification des rendez-vous ou dans l'optimisation des itinéraires.

Bien que les données de test aient été soigneusement sélectionnées pour évaluer les performances, il est important de noter que les conditions réelles peuvent différer de celles présentées dans ces données.

4.3.3 Perspectives

Ce modèle de prévision des durées totales de trajets des camions basé sur le modèle de régression, en prenant compte des paramètres du système de rendez-vous et le contexte du trafic, présente des performances encourageantes.

L'inclusion des données de simulation des trois modèles de rendez-vous dans son entraînement permet de prendre en compte les variations des conditions de circulation en fonction des plages horaires disponibles suggérées, renforçant ainsi sa capacité à fournir des estimations fiables des durées totales des trajets de camions.

Cependant, il est important de noter certaines limites du modèle prédictif, telles que sa dépendance des données d'entraînement, sa sensibilité aux facteurs externes imprévus et sa capacité de généralisation à de nouvelles situations réelles. Ces limites rappellent l'importance d'une évaluation continue de la performance du modèle dans des conditions réelles et d'une adaptation régulière pour assurer sa fiabilité.

Donc, en perspective, il serait intéressant d'explorer les possibilités d'amélioration du modèle.

Cela pourrait s'agir de l'expansion du jeu de données d'entraînement pour inclure une plus grande diversité de scénarios réels, l'inclusion de nouveaux facteurs externes pertinents comme la disponibilité des ressources, les conditions météorologiques ou de nouvelles politiques ou règles de circulation et l'exploration de techniques d'apprentissage plus avancées pour améliorer les performances.

Enfin, il serait intéressant de faire une évaluation de l'impact de l'intégration de ce modèle dans un système global de gestion de rendez-vous pour les camions, pour mesurer les avantages potentiels tels que l'optimisation des itinéraires, la réduction des temps d'attentes et de trajets et la gestion plus efficace des rendez-vous.

CHAPITRE 5 CONCLUSION

Dans le cadre de cette recherche, dont l'objectif est d'améliorer la gestion du trafic routier, en diminuant les congestions et en optimisant les itinéraires des camions dans un contexte portuaire, nous avons d'abord exploré 3 modèles de rendez-vous. Ces modèles de rendez-vous sont divisés en plages horaires. Chaque modèle présentait des caractéristiques distinctes en termes de nombre de plages horaires et de granularité de la planification des rendez-vous. L'objectif principal était de réduire la durée totale des trajets des camions, en réduisant les temps d'attente, ce qui permet d'améliorer la gestion des ressources et de diminuer par le fait même les émissions de gaz à effet de serre et donc la pollution.

Le premier modèle de rendez-vous, avec 2 plages de 4h, offre une approche simplifiée. Cela permet de réduire les durées totales des trajets et d'éviter les retards dus à la congestion aux heures de pointes.

Cependant, il y a plus de risques de rencontrer des congestions et des pics de durées totales de trajets dans certaines des plages horaires suggérées dans ce modèle.

Le deuxième modèle de rendez-vous avec 4 plages horaires de 2h, offre une plus grande flexibilité dans la planification des rendez-vous. Cependant, la gestion de ces plages horaires plus nombreuses nécessitait une coordination plus complexe.

Le troisième modèle, avec 8 plages horaires de 1h, offre la granularité la plus fine dans la planification des rendez-vous. La répartition des camions sur de courtes plages horaires contribue à réduire les congestions et à améliorer les temps de trajets. Cependant, la gestion plus granulaire des 8 plages horaires peut être plus complexe dans la planification et dans la coordination opérationnelle.

Dans l'ensemble, chaque modèle présente des avantages et des inconvénients spécifiques. Il est important de considérer les caractéristiques propres à chaque contexte opérationnel et les objectifs prioritaires pour déterminer le modèle le plus approprié.

Cependant, il est clair que le modèle 3 se distingue comme étant le plus performant comme montré dans le tableau 4.2 et dans les figures 4.7 et 4.8. Ces références démontrent que les durées de parcours des camions avec le modèle 3 sont globalement inférieures à celles des modèles 1 et 2 tout au long de la période de simulation. Ce qui indique une performance constante au fil du temps.

De plus, il convient de noter que les résultats des modèles de rendez-vous peuvent varier en fonction des conditions spécifiques, des données d'entrée et des interactions complexes entre les facteurs.

En complément des modèles de rendez-vous, l'utilisation de l'intelligence artificielle peut jouer un rôle crucial dans l'optimisation des trajets des camions. Les algorithmes d'intelligence artificielle peuvent prendre en compte diverses variables telles que les données de trafic en temps réel, les contraintes opérationnelles, et proposer des itinéraires plus rapides pour minimiser les temps de trajets des camions.

Il convient de souligner que ce projet n'est pas une solution définitive, mais plutôt une étape dans l'amélioration continue du trafic des camions. Donc, il est intéressant de poursuivre les recherches et les simulations pour affiner les modèles de division des plages horaires et d'intégrer des approches d'intelligence artificielle plus avancées pour optimiser davantage le trafic routier. Une approche itérative et adaptative, en tenant compte des données réelles et des retours d'expériences, permettra de développer des solutions plus robustes pour améliorer la circulation des camions en assurant l'efficacité des modèles et des stratégies mises en place. Une planification efficace des rendez-vous et une utilisation optimale des ressources peuvent non seulement réduire les durées de trajets et les retards, mais aussi améliorer la satisfaction des clients et contribuer à un système de circulation plus efficace. Cela participe grandement à la protection de l'environnement par la diminution des polluants dégagés par les camions lors de leurs activités.

RÉFÉRENCES

- (2012). *Étude de l'impact économique de l'industrie maritime au Québec*. Québec: Les Conseillers ADEC inc.
- Abduljabbar, R., Dia, H., Liyanage, S., & Bagloee, S. (2019, January). *Applications of Artificial Intelligence in Transport: An Overview*. Vol. 11, 189. Retrieved Mars 2022, from <https://doi.org/10.3390/su11010189>
- Azab, A., Karam, A., & Eltawil, A. (2017). A Dynamic and Collaborative Truck Appointment Management System in Container Terminals. *ICORES 2017 - 6th International Conference on Operations Research and Enterprise Systems*. Porto – Portugal, 85-95
- Carlan, V., Naudts, D., Audenaert, P., Lannoo, B., & Vanelslander, T. (2019, December). Toward implementing a fully automated truck guidance system at a seaport: Identifying the roles, costs and benefits of logistics stakeholders. *Journal of Shipping and Trade*. <https://doi.org/10.1186/s41072-019-0054-5>
- Chen, G., & Yang, Z. (2014, September). Methods for estimating vehicle queues at a marine terminal: A computational comparison. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 24(3), 611-619
- Chen, G., Govindan, K., & Golias, M. (2013, August). Reducing truck emissions at container terminals in a low carbon economy: Proposal of a queueing-based bi-objective model for optimizing truck arrival pattern. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 55, 3-22
- Corman, F., & Negenborn, R. (2015). Reducing Port-Related Truck Emissions: Coordinated Truck Appointments to Reduce Empty Truck Trips". *Computational Logistics*, 495-509.

- Da Silva Firmino, A., Abreu Silva, R., & Times, V. (2016, November). An exact approach for the container retrieval problem to reduce crane's trajectory. *International Conference on Intelligent Transportation*. Rio de Janeiro.
- Do, N., Nielsen, I., Chen, G., & Nielsen, P. (2016, July). A simulation-based genetic algorithm approach for reducing emissions from import container pick-up operation at container terminal. *Annals of Operations Research*, Vol. 242(2), 285-301.
- Dragović, B., Tzannatos, E., & Park, N. (2017, March). Simulation modelling in ports and container terminals: literature overview and analysis by research field, application area and tool. *Flexible Services and Manufacturing Journal*. 29(1).
- Giuliano, G., & O'Brien, T. (2007, October). Reducing port-related truck emissions: The terminal gate appointment system at the Ports of Los Angeles and Long Beach. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 12(7), 460-473.
- Goudreau, E. (2018). Analyses des impacts de l'implantation d'un système de rendez-vous sur le trafic routier dans un port manutentionnant des produits non conteneurisés, Mémoire de maîtrise, Université du Québec à Trois-Rivières, 138 pages.
- Huynh, N., & Hutson, N. (2008, January). Mining the Sources of Delay for Dray Trucks at Container Terminals. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*. <https://doi.org/10.3141/2066-05>
- inc, L. C. (2012, 2012). *Étude de l'impact économique de l'industrie maritime au Québec*. Les Conseillers ADEC inc. Retrieved from <https://www.transports.gouv.qc.ca:https://www.transports.gouv.qc.ca/fr/entreprises-partenaires/entreprises-services-transport-maritime/Pages/portrait-quebec.aspx>
- Kathrin, A., Schwientek, A., & Jahn, C. (2017). Reducing Truck Congestion at Ports – Classification and Trends. *Hamburg International Conference of Logistics (HICL)At: Hamburg, Vol. 24, 37-58*.
- Li, N., Chen, G., & Jin, Z. (2016, January). Disruption management for truck appointment system at a container terminal: A green initiative. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 61(1).

- Liao, W., & Goodchild, A. (2010, May). The impact of truck arrival information on container terminal rehandling. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Vol. 46(3), 327-343.
- Ng, C., Mak, K., & Zhang, Y. (2007). Scheduling trucks in container terminals using a genetic algorithm. *Engineering Optimization*, Vol. 39(1), 33-47.
- Phan, M., & Kim, K. (2015). Negotiating truck arrival times among trucking companies and a container terminal. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Vol. 75(C), 132-144.
- Québec, B. e. (2001). *Histoire du transport au Québec*. Retrieved from <https://numerique.banq.qc.ca>:
<https://numerique.banq.qc.ca/patrimoine/details/52327/43932>
- Québec, M. d. (n.d.). *statistiques-camionnage*. Retrieved from <https://www.transports.gouv.qc.ca>: <https://www.transports.gouv.qc.ca/fr/entreprises-partenaires/ent-camionnage/statistiques/Pages/statistiques-camionnage.aspx>
- Qureshi, M., Ali Shah, S., & Al-Matroushi, G. (2013, September). A Comparative Analysis Of Multi-Criteria Road Network. *European Journal of Computer Science and Information Technology*, Vol.1, 27-47. <http://www.eajournals.org/wp-content/uploads/A-Comparative-Analysis-of-Multi-criteria-Road-Network.pdf>.
- (2022). *Rapport annuel 2022*. Trois-Rivières: Administration portuaire de Trois-Rivières.
- Schulte, F., Gonzalez, R., & Vob, S. (2015, September). Reducing Port-Related Truck Emissions: Coordinated Truck Appointments to Reduce Empty Truck Trips. *International Conference Computational Logistics*, 9335, 495-509.
- Taufik Nur Adi,, T., Anggiane Iskandar, Y., & Bae, H. (2020, October). Interterminal Truck Routing Optimization Using Deep Reinforcement Learning. *Sensors* 2020. Vol.20, 5794. <https://doi.org/10.3390/s20205794>.
- Yunfang, M., Chang, D., Wang, H., & Tang, M. (2019). Optimal Shipping Path Algorithm Design for Coastal Port. *7th International Conference on Information Technology and Quantitative Management (ITQM 2019)*. *Procedia Computer Science*, 162, 375-382, Béijing.

- Zehendner, E., & Feillet, D. (2014). Benefits of a truck appointment system on the service quality of inland transport modes at a multimodal container terminal. *European Journal of Operational Research*, Vol. 235, 461-469.
- Zhang, X., Zeng, Q., & Chen, W. (2013, November). Optimization Model For Truck Appointment In Container Terminals. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 96, 1938-1947.