



Maîtrise en sciences et technologies de l'information

INF6111 : Présentation de projet de mémoire

Janvier 2020, 13 h 30, Local B1020, pavillon Lucien-Brault

Par : Claude Njoh Njoh

Supervisé par : Prof. Ilham Benmyahai

Titre : Impacts des prédictions de différents modèles de trafic sur un réseau de transport

Président du jury : Prof. Tinko Eftimov

Membre du jury : Prof. Marek Zaremba

Directrice de recherche : Prof. Ilham Benyahia

Résumé :

Les méthodes de prédiction et d'estimations sont considérées dans de nombreux travaux de recherche sur la sécurité routière comme la prédiction des accidents. Les techniques d'intelligence artificielle sont de plus en plus considérées dans ce contexte. Cependant, la diversité de ces techniques fournit des prédictions avec des niveaux de précisions différents.

Notre objectif est d'étudier les conséquences des différences de précisions au niveau des processus basés sur les normes de la sécurité routière et de proposer une démarche pour faire des choix selon les contextes.

Notre approche de résolution est définie selon deux phases. 1) Définition et développement d'une étude de cas afin de démontrer les conséquences de la précision des prédictions sur les processus de la sécurité routière au niveau municipal, 2) Définir une méthodologie qui permet de faire des choix des méthodes de prédiction selon les degrés de précision requis.

Notre étude de cas est développée avec la collaboration les services de sécurité routière de la Ville de Gatineau (Service dePolice et infrastructure). Cette phase a permis d'identifier les zones ayant des risques potentiels sur la base de traitement de données d'accidents collectées par la Ville. Afin d'étudier les conséquences de divers niveaux de précision des prédictions dans notre contexte, nous avons défini un environnement d'expérimentation basée sur le simulateur SUMO (Simulation of Urban Mobility). Nous avons défini un processus de surveillance du trafic routier en installant des capteurs au niveau des zones identifiées grâce à une carte routière intégrée à SUMO que nous avons calibré. Les travaux subséquents ont permis de tester des méthodes de prédiction que nous avons identifiées relativement à différents modèles du trafic routier. Le processus de comparaison et de choix de méthodes de prédiction ont permis de raffiner notre méthodologie de choix de techniques de prédiction.

Table des matières

| | |
|--|----|
| Figures | 5 |
| Tableaux | 7 |
| Liste des abréviations | 7 |
| Chapitre 1. Introduction | 8 |
| Chapitre 2. État de l'art | 10 |
| Partie I : Modélisation du trafic routier | 10 |
| 2.1 Introduction sur les modèles de trafic | 10 |
| 2.2. 1 Les modèles microscopiques | 12 |
| 2.2.2 Les modèles mésoscopiques | 13 |
| 2.2.3 Les modèles macroscopiques | 15 |
| 2.2.4 Le modèle sous microscopique | 17 |
| 2.2.5 Le modèle intégrateur : multi-niveau | 17 |
| Partie II : Les méthodes utilisées pour faire de l'estimation et la prédiction sur le trafic | 21 |
| 2.3 Méthodes d'estimation du trafic routier | 21 |
| 2. 4 Méthodes de collecte des données du trafic | 24 |
| 2.5 Méthodes d'estimation des DJMA | 26 |
| 2.6 Travaux sur la précision de l'estimation du DJMA | 32 |
| Chapitre 3. Approche de résolution- Une étude empirique analysant les précisions des prédictions | 35 |
| 3.1 Introduction | 35 |
| 3.2 Approches de résolution sur l'impact des précisions des méthodes d'estimation | 35 |
| 3.2.1 Une étude de cas sur une zone de la Ville de Gatineau | 35 |
| 3.2.2 Définition d'un environnement d'expérimentation | 36 |
| 3.2.3 Estimation du DJMA | 40 |
| 3.2.4 Application des processus d'évaluation des risques sur les nouvelles données | 44 |
| 3.3 Définir une méthodologie pour faire un choix judicieux des méthodes de prédiction | 46 |
| Chapitre 4 Résultats et contribution de la recherche | 48 |
| 4.1 Rappel de l'objectif de notre travail | 48 |
| 4.2 Définition du cadre de travail | 48 |
| 4.3 Présentation des résultats | 52 |
| 4.3.1 Considérations importantes sur les données de simulation | 52 |
| 4.3.2 Dans la simulation du trafic avec SUMO | 52 |
| 4.5 Discussion et analyse des résultats obtenus | 58 |

| | |
|--|----|
| Chapitre 5 Conclusion générale..... | 59 |
| Annexe 1 - Donnée brutes –janvier –jour1-24heures extraites de SUMO..... | 61 |
| Annexe 2 – Image de la matrice des données input d’estimation | 68 |
| Annexe 3 Exemple code algorithme de prédiction | 70 |
| Annexe 4 – Récapitulatif des résultats suivant les méthodes..... | 72 |

Figures

| | |
|--|----|
| Figure 1: Portée géographique des modèles routiers [23] | 12 |
| Figure 2: Schémas sous-microscopique du véhicule | 17 |
| Figure 3: Schémas microscopique du véhicule..... | 19 |
| Figure 4: Schémas du graphe de liaison multicouche | 20 |
| Figure 5: Nombre de messages reçus par véhicule..... | 22 |
| Figure 6: Shéma structure des réseaux de Neurone utilisé par la méthode d'estimation | 29 |
| Figure 7: Zone à risque identifiée 1 | 36 |
| Figure 8: Zone à risque identifiée 2 | 36 |

| | |
|---|----|
| Figure 9: Schéma d'intégration d'une carte extraite de OpenStreet Map dans SUMO. [48] | 37 |
| Figure 10: Images de Zone extraite d'OpenStreetMap avant intégration dans SUMO | 38 |
| Figure 11: Images de Zone extraite d'Open Street Map après intégration dans SUMO | 39 |
| Figure 12: Variation de la vitesse en fonction du temps..... | 40 |
| Figure 13: Modèle de prédiction par réseau de neurone | 41 |
| Figure 14: Modèle de prédiction par régression linéaire | 42 |
| Figure 15: Exemple de schémas obtenu pendant les tests d'estimation | 43 |
| Figure 16 : Formules de calcul de sécurité routière [24]..... | 49 |
| Figure 17: Algorithme de décision des sites potentiellement problématiques [16]..... | 50 |
| Figure 18: Test en cours avec l'algorithme trainbr..... | 51 |
| Figure 19: Graphique du calcul des taux d'accident vs précision..... | 55 |
| Figure 20 : Graphique en bâton illustrant le seuil de précision | 55 |
| Figure 21: processus de choix de méthodes de prédiction..... | 56 |
| Figure 22: Exemple de Diagramme d'erreur obtenu dans Matlab pour algorithme Trainlm | 57 |
| Figure 23: Exemple de Diagramme d'erreur obtenu dans Matlab pour algorithme BR | 57 |

Tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau 1: Comparaison des modèles en fonction des couches | 21 |
| Tableau 2: Classification de l'état du trafic par vitesse | 23 |
| Tableau 3: Taux de classification par la méthode Neuro-Fuzzy [15] | 24 |
| Tableau 4 : Variables d'estimation du DJMA pour différents modèles choisis | 32 |
| Tableau 5 : Variables d'estimation des valeurs manquantes | 33 |
| Tableau 6 : Résumé de la méthode pour l'estimation du DJMA | 41 |
| Tableau 7: Paramètres de sécurité routière avec le DJMA calculé | 53 |

Liste des abréviations

DJMA : Débit Journalier Moyen Annuel ;
MTQ : Ministère des Transports du Québec ;
SUMO: Simulation of Urban Mobility;
SCATS: Sydney Coordinated Adaptive System;
COV: Coefficient de Variation;
ATR: Automatic Traffic Recorder;
PTC: Permanent Traffic Count;
SPTC: Short Period Traffic Count;
STTC: Short Term Traffic Count;
FHWA: Federal Highway Administration;
CART: Classification and Regression Tree;
MADT: Monthly Average Daily Traffic;
O-D: Origin – Destination;
SCDOT: South Carolina Department of Transportation;
aM : nombre d'accidents mortels ;
aBG : nombre d'accidents avec blessures graves ;
aBL : nombre d'accidents avec blessures légères ;
aDMS : nombre d'accidents avec dommages matériels

Chapitre 1. Introduction

Les questions relatives au trafic routier font l'objet de plusieurs études scientifiques depuis de nombreuses années. L'optique de ces études est de pouvoir maîtriser le trafic routier non seulement pour éliminer la congestion du trafic, mais aussi pour prévoir et éviter les accidents de la route en prédisant d'avance le type de trafic qu'il pourrait avoir dans un tronçon donné d'une route.

Relativement à la littérature concernant l'ingénierie du trafic, il existe plusieurs approches de modélisation du trafic routier. Au niveau des travaux de recherches, ces derniers sont souvent utilisés pour des fins de simulation. La modélisation du trafic prend ainsi une place très importante dans les études en lien avec le trafic routier. Plus un modèle est proche de la réalité du trafic plus son utilisation fournit des résultats crédibles et déployables dans la réalité.

Un autre aspect qui vient se rajouter aux défis relatifs aux études sur le trafic routier concerne la collecte des données sur le trafic. Il se trouve que la précision et la complétude des données soient très reliées aux technologies utilisées. Bien que les technologies émergentes des systèmes de transports intelligents promettent des données plus fiables, celles-ci sont encore dans un stade de recherche et ne sont pas encore développées au niveau des réseaux des transports opérationnels. Ceci nous amène alors à considérer des aspects algorithmiques qu'il faut considérer dans le but de compléter ou prédire une partie de données à partir des données disponibles.

De nombreux travaux dans la littérature montrent l'utilisation des prédictions au niveau des traitements sur le trafic routier. Concernant les travaux sur la sécurité routière, nous soulignons les études concernant des aspects particuliers comme la densité et le débit sont considérés au niveau de calculs dits débit journaliers moyens annuel (DJMA). De nombreux travaux d'estimation sont liés à ce paramètre du trafic routier. Le problème algorithmique traité dans notre étude concerne les niveaux de précision qu'il faut atteindre lors des traitements sur le trafic routier. En effet, les résultats des prédictions considérés au niveau de processus décisionnels et donc le niveau des précisions peut affecter des décisions importantes.

Ce projet s'inscrit dans le cadre d'un programme de recherche concernant la sécurité routière au niveau des systèmes des transports intelligents. L'étude de cas développée fait l'objet de collaboration avec les services de Police et d'infrastructure de la Ville de Gatineau. Les données utilisées proviennent de cette démarche de collaboration avec la Ville.

Ce document est structuré comme suit. Dans le chapitre 2 nous présentons un état de l'art sur les travaux liés à notre problématique. La partie 1 est dédiée aux travaux concernant les modèles du trafic. Au vu de cela, cette partie nous présentons les principales catégories des modèles de trafic dans la littérature avec des analyses sur les paramètres qui les composent. La partie 2 de notre revue de la littérature concerne les algorithmes de prédiction appliqués au trafic routier en général. Cette prédiction peut autant passer par une estimation de la congestion, tout comme une estimation de la densité du trafic. Ceci nous amène à la partie 3 de la littérature pour des études d'estimation spécifiques aux DJMA. Dans cette partie nous présentons quelques méthodes d'estimation existantes qui sont spécifiques du DJMA.

Le chapitre 3 est dédié aux solutions que nous développons afin d'atteindre les objectifs de cette étude. Une étude de cas est définie avec son environnement d'expérimentation considérant un modèle de trafic avec une méthode de collecte des données du trafic.

La chapitre 4 présente les résultats de notre étude empirique permettant de répondre à l'objectif de choix des méthodes de prédiction relativement au trafic et plus particulièrement au DJMA compte tenu de son importance au niveau de l'évaluation de la sécurité de diverses infrastructures du réseau routier.

Une conclusion globale est présentée à la fin de ce document soulignant les résultats en soulignant notre contribution dans ce travail avec une discussions sur les travaux futurs.

Chapitre 2. État de l'art

L'objectif de ce chapitre est de présenter une revue de la littérature relativement aux travaux liés à la prédiction du trafic routier. Les travaux liés à notre thème de recherche se présentent selon trois catégories. : 1) Les modèles des trafics des réseaux routiers existants 2) Les méthodes de prédiction et estimation du trafic 3) les méthodes d'estimation des DJMA.

Partie I : Modélisation du trafic routier

2.1 Introduction sur les modèles de trafic

Dans la littérature concernant l'ingénierie du trafic, il existe plusieurs approches de modélisation du trafic routier. Ces derniers sont souvent utilisés pour des fins de simulation. La modélisation du trafic prend ainsi une place très importante dans les études en lien avec le trafic routier.

Les modèles de trafic peuvent être répartis selon plusieurs critères : [*Serge P. Hoogendoorn, (2001)*]

- **Le niveau de détail**

Ce critère prend en considération les entités distinctes du trafic qui permettent de distinguer quatre catégories de niveaux 1) Sous-microscopique, 2) Microscopique, 3) Mésoscopique et 4) Macroscopique.

- **L'opérationnalisation**

L'opérationnalisation permet de distinguer les modèles comme des solutions analytiques d'un ensemble d'équations, ou des modèles de simulation.

- **La représentation des processus**

Ce critère permet de définir des modèles déterministes sans avoir recours aux variables aléatoires.

- **L'échelle des modèles à base de variables indépendantes**

Ce critère concerne des modèles du trafic avec des aspects dynamiques les plaçant dans une échelle temporelle qui peut être continue ou discrète. Les modèles continus décrivent les changements de l'état du trafic continuellement en fonction du temps, tandis que les modèles discrets considèrent des changements discontinus au niveau du trafic.

- **L'échelle d'application**

Ce critère définira la zone d'application des modèles. Certains modèles peuvent décrire la dynamique sur une intersection pendant que d'autres la décrivent indépendamment des infrastructures sur tous les réseaux routiers.

- **La précision :**

Ce critère caractérise le niveau de détail avec lequel le modèle est défini. Plus le niveau de détail est proche des paramètres physiques du véhicule (poids, puissance, etc.), plus précise sera la définition du modèle.

Ces paramètres réunis permettront de déterminer le degré d'applicabilité du modèle dans le trafic réel et aussi l'impact sur la résolution des problèmes de sécurité routière qui présente le contexte de notre étude.

Notre étude sera plus focalisée sur un de ces critères de répartition à savoir le niveau de détail, qui détermine également certains éléments du niveau de précision que pourrait avoir chaque modèle de trafic. Selon [*Serge P. Hoogendoorn, (2001)*] la modélisation du trafic routier n'est pas suffisamment précise pour représenter le réseau routier réel, comparé aux autres domaines scientifiques où les modèles se rapprochent plus de la réalité. Car affirme-t-il la seule loi physique précise est « *L'équation de la loi de la Conservation des véhicules* » que nous définirons plus tard dans cette partie (2.2.3) et qui a été à la base de la définition de certains modèles de trafic.

Ainsi en se basant sur le niveau de détail, nous pouvons regrouper les modèles en deux types, à savoir les modèles à un seul niveau ou encore définis sur une seule couche des composantes du trafic, et les modèles multi-niveaux, définis sur plusieurs couches des composantes du trafic. Les modèles à un seul niveau de détail sont encore définis comme ceux qui modélisent le trafic en prenant en compte les paramètres de la seule couche sur laquelle est bâti le modèle, donc les paramètres des composantes qui définissent le trafic de cette couche ; tandis que les modèles multicouches ou multi-niveaux prennent en compte en même temps les paramètres de tous les niveaux qui sont les paramètres de toutes les couches de conception de la modélisation, donnant ainsi une représentation globale du trafic. Plus précisément ces modèles considèrent les caractéristiques physiques des véhicules comme les poids, les forces d'inertie des pneus etc., en plus des paramètres comme leurs vitesses.

La première catégorie de modèles caractérisée par le niveau de détails se définit par les quatre catégories suivantes: 1) les modèles sous-microscopiques qui définissent le trafic uniquement en prenant en compte les composantes mécaniques de la voiture comme sa vitesse latérale et longitudinale; 2) les modèles Microscopiques qui représentent le comportement du système véhicule-conducteur en fonction de son poursuivant ou de son prédécesseur ; 3) les modèles Mésoscopiques qui considèrent le trafic dans son ensemble, mais qui demeurent moyennement précis et restreints dans l'espace, par exemple entre un carrefour et une plus grande zone de trafic ; 4) les modèles Macroscopiques qui eux prennent en compte l'ensemble des éléments pour représenter le trafic afin de fournir une vision globale sur le trafic.

La figure1 [*MTQ, (2000)*] ci-dessous illustre l'échelle de définition des modèles microscopique, mésoscopiques et macroscopiques. Plus de détails sur ces modèles seront présentés dans les sous sections suivantes.

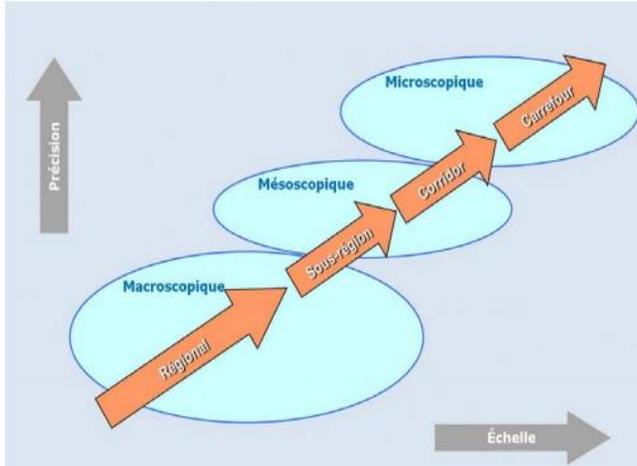


Figure 1: Portée géographique des modèles routiers

2.2. 1 Les modèles microscopiques

Encore appelés modèle du poursuivant, les modèles microscopiques sont des modèles dans lesquels le véhicule en avant influence la conduite du véhicule poursuivant. Ce sont des modèles avec un haut niveau de détail où les entités individuelles sont distinctes et traquées. Des exemples de modèles microscopiques comme les modèles à distance de sécurité, les modèles à réponse de stimuli, et les modèles psycho-temporels constituent d'après [Serge P. Hoogendoorn, (2001)] les fondements dans la recherche sur les modèles de trafic.

Parmi les modèles à distance de sécurité, [Pipe (1953)] a défini son type de modèle du poursuivant en considérant la règle de conduite sur la distance de sécurité, qui consiste à garder une distance équivalente à la longueur du véhicule entre notre véhicule et celui devant nous à une vitesse de 16.1km/h.

Ce modèle a donné de bons résultats car son rapprochement avec les données réelles fut étonnant vu sa simplicité.

La même approche a aussi été défendue par [Forbes (1958)] dans son étude sur la réaction des conducteurs dans un tunnel, qui a permis de démontrer qu'une faible luminosité, la courbe droite de la route et la contrainte psychologique du conducteur peuvent réduire le flux du trafic.

La particularité de ces deux modèles est qu'ils ont utilisés comme paramètres la distance de sécurité.

Un autre modèle du poursuivant plus raffiné proposé par [Leutzbach (1988)], décrit l'espacement des véhicules contraints dans le trafic. Il a la particularité d'avoir introduit dans son modèle trois paramètres de plus que les modèles précédents à savoir le temps (T) de perception, le freinage, la décision du conducteur, la gravité (g), et μ la friction causée par le poids du véhicule sur la route. Il a ainsi défini le temps total de réaction comme la somme des temps de perception, de décision et de freinage. Ce qui a été une avancée dans la définition des modèles du poursuivant.

[Jesper (1998)] lui, a proposé un modèle dont la particularité réside sur le fait que la distance de sécurité dépend de la longueur du véhicule L_n , de la vitesse v , mais aussi de la distance minimale entre les deux véhicules d_{min} , le temps de réaction du conducteur T et le facteur risque

de vitesse F . L'introduction du facteur risque de vitesse F qui est une particularité de ce modèle, soutient que le conducteur expérimenté veut non seulement prévenir les collisions arrière, mais veut aussi minimiser les dommages de ces collisions en cherchant à minimiser la vitesse qui en est un facteur important. Car en effet nous pouvons admettre que les risques de collisions seraient plus grands si le conducteur roulait à une grande vitesse puisque cela inciterait son poursuivant à augmenter sa vitesse également, ce qui augmenterait en effet le risque de collision.

Dans les modèles microscopiques à réponse de stimuli, la particularité est qu'ils sont basés sur le principe suivant : *réponse = Sensibilité x Stimuli*.

Un de ces modèles est représenté par [Chandler (1988)] sous la forme :

$$a_n(t + T) = \gamma(v_{n-1}(t) - v_n(t))$$

avec $\begin{cases} a_n(t + T) = \text{acceleration} \\ v_{n-1}(t) - v_n(t) \text{ est le stimuli : différence de vitesse des deux véhicules poursuivants} \\ \gamma \text{ représente la sensibilité du conducteur et est donné par la formule de Gazis et al.} \end{cases}$

Nous remarquons en particulier ici que le modèle a introduit comme paramètre l'accélération du véhicule en avant à l'instant $t+T$ temps de réaction comme paramètre. Par ce modèle le conducteur qui poursuit essaie de se conformer au comportement du véhicule suivant.

Selon [Gazis et al (1961)] ce conducteur ajuste sa vitesse proportionnellement à la distance et la vitesse.

Jusqu'ici nous remarquons que les paramètres utilisés pour décrire les modèles sont propres à chaque véhicule et ne prennent pas en compte l'ensemble du trafic. D'où la nécessité des modèles qui prennent des paramètres plus englobant dans le trafic. Les modèles Mésoscopique répondent bien à cette exigence.

2.2.2 Les modèles mésoscopiques

Les modèles mésoscopiques décrivent le trafic à un niveau géographique beaucoup plus large que les modèles microscopiques, c'est-à-dire prennent en compte un certain nombre de véhicules dans le trafic. Le comportement des véhicules et conducteurs ne sont pas distincts ni décrits individuellement. Les deux catégories de modèles mésoscopiques les plus connus sont, les modèles de distribution progressifs et les modèles continuum gaz-cinétique.

Dans les modèles de distribution progressifs, le temps progressif est défini par la différence entre le temps de passage de deux véhicules successifs. Ces modèles sont mésoscopiques car ils décrivent la distribution des véhicules sans jamais explicitement considérer ou traquer chaque véhicule séparément. Le modèle du semi-Poisson de [Buckley (1968)] est un exemple de modèles mésoscopique. Ce modèle est basé sur une simple conjecture qui est la suivante : *Dans une voie de trafic la seule inhibition au processus de trafic de Poisson sous-jacent est l'existence d'une zone vide derrière chaque véhicule*. Décrite en fonction du temps, $g(t)$ est sa fonction de densité de probabilité. Ainsi la fonction de densité de probabilité pour toute la route sera :

$$f(t) = \varphi g(t) + (1 - \varphi)h(t)$$

Où $0 \leq \varphi \leq 1$ et $h(t)$ est la fonction exponentielle avec le paramètre λ modifié pour inclure seulement les écarts entre véhicules plus grands que toute variable aléatoire de $g(t)$.

Un autre exemple des modèles de distribution est le modèle de distribution mixte qui distingue les véhicules poursuivant de ceux en avant. Ce modèle se distingue du précédent par le fait que le temps progressif des deux types de véhicules est pris dans des distributions de probabilité différentes.

Nous notons comme particularité l'introduction du paramètre du temps global que nous n'avons pas dans les autres modèles et de la densité globale du trafic.

Les modèles continuum gaz-cinétique, décrivent la dynamique des fonctions de distribution des vitesses dans le trafic au lieu des véhicules eux-mêmes. Ce modèle décrit les dynamiques de la réduite *Phase-Space Density (PSD)*, $\tilde{\rho}(x, v, t)$ qui peut être interprété comme : à l'instant t le nombre de véhicules présents souhaité dans une région infinitésimale $[x, x + dx]$ roulant à une vitesse $[v, v + dv]$ est égale à $\tilde{\rho}(x, v, t)dx dv$. Elle reflète la fonction de distribution de la vitesse d'un véhicule seul.

[Prigogine et Herman (1971)] considèrent que les changements de mouvement de la réduite PSD sont causés par les processus de :

- *Convection*, qui signifie que tout véhicule ayant une vitesse v allant vers ou en dehors d'un segment de la route $[x, x + dx]$ produit un changement de $\tilde{\rho}(x, v, t)$ de la réduite PSD.
- *Accélération vers la vitesse désirée* : les véhicules ne roulant pas à la vitesse désirée vont accélérer
- *Décélération due aux interactions entre conducteurs* : Un véhicule qui interagit avec un autre doit réduire sa vitesse s'il ne peut dépasser immédiatement

Ces trois principes ont conduit à l'équation aux dérivées partielles suivantes qui décrit le modèle :

$$\partial_t \tilde{\rho} + v \partial_x \tilde{\rho} = (\partial_t \tilde{\rho})_{acc} + (\partial_t \tilde{\rho})_{int}$$

Où $(\partial_t \tilde{\rho})_{acc} = \left(\frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial t}\right)_{acc}$ sont les changements causés par l'accélération vers la vitesse désirée et $(\partial_t \tilde{\rho})_{int} = \left(\frac{\partial \tilde{\rho}}{\partial t}\right)_{int}$ sont les changements causés par les interactions entre véhicules.

Une amélioration du modèle gaz-cinétique a été apportée par [Nelson (1995)] en abandonnant l'affirmation de Prigogine et Herman prétendant que les décélérations des véhicules ne sont pas liées au fait d'entraver un véhicule de rouler.

[Paveri-Fonatana] ont aussi critiqué le model gaz-cinétique de Prigogine et Herman sur les interactions en montrant que ceux-ci n'ont considéré que le deuxième des deux cas extrêmes suivants :

- Le véhicule entrant passe toute la file comme s'il était le seul véhicule

- Il dépasse chaque véhicule dans la file de manière indépendante

Il a ainsi donné une forme générale de la réduite PSD (*Phase-Space-Density*) avec une variable indépendante décrivant la vitesse désirée v^0 . La réduite PSD donnerait ainsi :

$$\tilde{\rho}(v) = \tilde{\rho}(x, v, t) = \int \rho(x, v, v^0, t) dv^0$$

De par leurs paramètres les modèles mésoscopiques ont constitué un support pour passer aux modèles Macroscopiques présentés ci-dessous.

2.2.3 Les modèles macroscopiques

Les modèles macroscopiques ont une représentation plus globale du trafic et avec un niveau de détail moindre. Plusieurs modèles macroscopiques décrivent les dynamiques entre les paramètres de densité $r = r(x, t)$ qui définit le nombre de véhicule espérés sur le tronçon routier $[x, x + dx]$ par unité de temps t , du flux $m = m(x, t)$ qui égale au nombre de véhicules qui circulent sur l'espace x , pendant la durée $[t, t + dt)$ et de la vitesse $V = V(x, t)$ qui est la vitesse espérée du véhicule et définit par

$$V = V(x, t) = m(x, t)/r(x, t) \quad (1)$$

L'équation de conservation des véhicules en découle donc et définit comme suit :

$$\partial_t r + \partial_x m = 0 \quad , (2)$$

Relation qui signifie que le nombre de véhicules dans la cellule x croît en fonction du flux entrant de véhicules entre x et $x + dx$ dans la cellule.

En se basant sur l'équation de conservation des véhicules, l'approche Lighthill-Whitman-Richard (LWR) a été de représenter la vitesse V en fonction de la densité r . Ce qui a donné la relation : $V(x, t) = V^e(r(x, t))$ ce qui a conduit à l'équation non-linéaire différentielle partielle du premier ordre suivante :

$$\partial_t r + \partial_x (rV^e(r)) = 0$$

La limite du modèle LWR est qu'il ne produit pas une solution unique, et les solutions généralisées ne sont pas uniques, bien que le nombre de paramètres utilisés soit limité.

[Payne (1971)] propose le premier modèle de flux de Trafic avec un système couplé de deux équations différentielles à dérivées partielles (1) et (2)

Tout comme le modèle LWR, l'absence de la ligne de chemin définie par $dx = V(x(t), t)dt$ montre que les turbulences du flux du trafic ne se transportent pas avec le véhicule, ce qui est un inconvénient majeur pour ces deux modèles.

Il est aussi à noter que tous les modèles mentionnés dans cette section sont des modèles analytiques car ils sont définis par une suite d'équations qui modélisent le trafic. Ce qui constitue

également un frein à ces modèles car il serait plus intéressant de pouvoir faire des simulations afin de juger de l'efficacité réelle du modèle.

Mis à part ces modèles historiques qui sont le fondement de la modélisation du trafic routier, et plus proche de nous, d'autres travaux plus récents ont été réalisés sur la modélisation monocouche ou encore à un seul niveau de détail. La modélisation monocouche étant celle qui considère les paramètres d'une seule couche.

C'est ainsi que [Ciprian Dobre et Al] a développé un modèle macroscopique dans l'objectif de réduire le temps moyen de conduite sur la route et de réduire la consommation du carburant.

Le modèle proposé a la particularité de contenir un paramètre qui définit la congestion du trafic en fonction de la vitesse, permettant ainsi d'éviter plus efficacement la congestion en donnant la possibilité aux véhicules de trouver le meilleur chemin vers leur destination. Le résultat simulé sur VNSim montre une diminution de temps de 40% pour arriver à destination, et une économie d'un litre aux 100 Km. La diminution des émissions elle, se situe entre 14% et 40%.

Dans le même ordre idée de modéliser le trafic pour limiter la congestion, d'autres travaux de modélisation de trafic de [B. Liu], *Using knowledge to Isolate Search in Route Finding*, a utilisé les techniques d'apprentissage pour résoudre le problème des routes adjacentes optimales. Les limites de son modèle résident sur le fait qu'il considère que les conditions de trafic sont statiques, et ignore les conditions de température, les accidents qui sont pourtant la principale cause de congestion citée par plusieurs auteurs.

[G. Eggenkamp, L.J.M. Rothkrantz], dans *Intelligent dynamic route planning* utilise un modèle qui recueille les données des senseurs installés dans l'infrastructure routière comme les cameras infrarouge et les senseurs dans l'asphalt, pour déterminer le meilleur chemin. Le système est bien capable de calculer le plus court chemin, mais a besoin de plusieurs données, et de plus c'est assez couteux d'installer tous ces senseurs pour une ville. Ce système est plus adapté aux autoroutes.

Une autre solution concerne l'application *WAZE* qui se base également sur la collecte des informations des conducteurs ce qu'on appelle une couche sociale, pour prendre des décisions. C'est une application gratuite mais qui génère un coût de communication élevé.

Le modèle *WAZE* est similaire au modèle de [Ciprian Dobre et Al.] car les deux utilisent le retour d'informations des conducteurs.

Bien que les modèles présentés plus haut décrivent le trafic à différents niveaux, il reste que chacun des modèles est limité par ses paramètres qui ne représente qu'une partie du trafic routier. Pour plus de précision au niveau de la capacité de prédiction d'un modèle, il serait judicieux d'avoir des modèles portés à représenter l'ensemble du trafic routier. D'où l'importance d'avoir des modèles qui englobent l'ensemble du trafic de par leurs paramètres. Les modèles multi niveau et multi-classes retrouvés dans la littérature répondent bien à cette

exigence. Dans la section qui suit nous allons présenter le modèle multi niveaux qui considère plusieurs paramètres de différentes couches.

2.2.4 Le modèle sous microscopique

Le modèle sous-microscopique s'applique à un seul véhicule et représente l'accélération, le freinage et les pneus des véhicules. Plusieurs modèles de ce type utilisent le graphe de liaison que nous détaillons dans la section suivante qui est dédiée à un modèle global qui intègre les quatre modèles présentés. Il s'agit du modèle multi niveaux.

2.2.5 Le modèle intégrateur : multi-niveau

Le but de ce modèle est de passer en revue quatre couches de trafic existants Macroscopique, Mésoscopique, Microscopique et Sous-microscopiques et de définir un modèle multi-niveau plus efficient et qui représentera mieux le flux du trafic.

La problématique est de pouvoir définir un modèle qui prend en compte tous les niveaux de trafic afin que si un problème survient à l'un des niveaux, il faut pouvoir définir son impact sur le trafic.

Pour ce faire, l'article modélise étape par étape chaque niveau puis lie ces différents modèles de niveau afin de produire un modèle multicouche.

Le niveau Sous-microscopique

Le modèle sous-microscopique s'applique à un seul véhicule et représente l'accélération, le freinage et les pneus des véhicules. Plusieurs modèles de ce type utilisent le graphe de liaison.

La modélisation proposée de cette couche en utilisant le schéma suivant

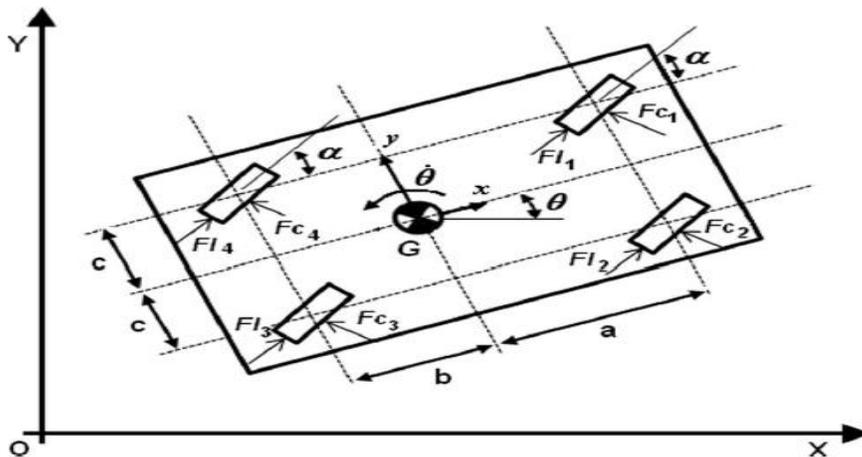


Figure 2: Schémas sous-microscopique du véhicule

Le véhicule est équipé d'un capteur d'inertie pour mesurer ses vitesses longitudinales, latérales et de déviation. D'autres capteurs sont montés pour mesurer la vitesse angulaire de chaque roue et le courant consommé par chaque moteur.

Les hypothèses de modélisations sont les suivantes :

- le véhicule se déplace dans une surface plane ;
- chaque roue est entraînée indépendamment par le moteur ;
- les deux roues avant ont un système de direction (par la symétrie du modèle, nous considérons α d'angle de braquage pour toutes les roues, mais au cours de la simulation, nous mettons valeur fixe $\alpha = 0$ pour les deux roues arrière)

$$\begin{aligned} m\ddot{x} &= F_{x1} + F_{x2} + F_{x3} + F_{x4} + m\dot{\theta}\dot{y} \\ m\ddot{y} &= F_{y1} + F_{y2} + F_{y3} + F_{y4} - m\dot{\theta}\dot{x} \\ J\ddot{\theta} &= (F_{y1} + F_{y2})a + (F_{y3} + F_{y4})b - (F_{x1} - F_{x2} - F_{x3} + F_{x4})c \end{aligned}$$

Où

m est la masse du véhicule

J est le moment d'inertie polaire du véhicule

$F_{xj} = Fl_j \cos \alpha - Fc_j \sin \alpha$ force générée par la roue j sur l'axe x

$F_{yj} = Fl_j \sin \alpha - Fc_j \cos \alpha$ force générée par la roue j sur l'axe y

Nous remarquons ici que les paramètres utilisés sont ceux propres au véhicule

Le niveau Microscopique

Dans la modélisation multicouche microscopique les paramètres qui entrent en ligne de compte sont les suivants :

$x_{(i)}$ la position du véhicule i

$\dot{x}_{(i)}$ la vitesse du véhicule i

$\ddot{x}_{(i)}$ l'accélération du véhicule i

$m_{(i)}$ la masse du véhicule i

$\dot{\theta}_{(i)}$ la vitesse polaire du véhicule i

$F_{xj(i)}$ la force générée par la roue j du véhicule i sur l'axe x

Le schéma ci-dessous représente la situation du modèle du poursuivant. Nous remarquons également que dans les paramètres l'indice i est introduit afin de personnaliser les paramètres du véhicule afin de pouvoir utiliser les caractéristiques sous-microscopiques de chacun des véhicules.

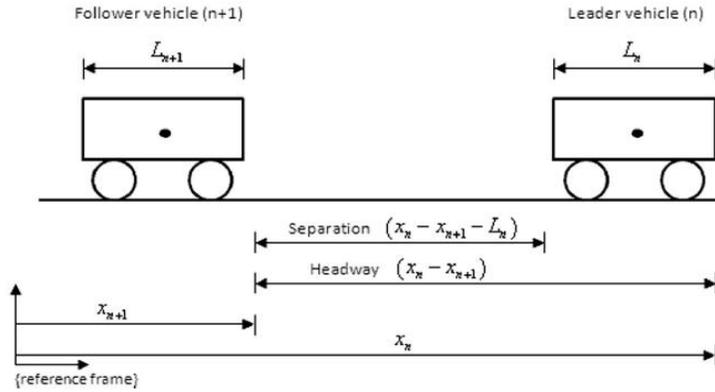


Figure 3: Schémas microscopique du véhicule

Nous voyons que l'accélération de la voiture poursuivante dépend de la vitesse relative et de la distance entre les véhicules et on tient compte du véhicule physique.

Le niveau mésoscopique n'est pas pris en compte ici puisqu'il utilise les mêmes paramètres que le niveau macroscopique.

Le niveau Macroscopique

Il est défini par la relation $q(x, t) = \rho(x, t) \cdot v(x, t)$ avec :

$$\begin{cases} q \text{ est le nombre de véhicules par unité de temps ou le flux} \\ v \text{ est la distance parcourue par unité de temps ou la vitesse} \\ \rho \text{ est le nombre de véhicules par unité de distance ou densité} \end{cases}$$

Dans la conception du modèle multicouche, les véhicules ne sont pas vus comme des entités séparées. Les variables du modèle macroscopique sont aussi déduites du graphe de liaison du modèle microscopique.

Ainsi la densité, la vitesse moyenne, et le flux qui sont les principaux paramètres de notre modèle, sont déduits comme suit :

- Densité

$$\rho = \frac{1}{\bar{S}} \text{ avec } \bar{S} = \frac{1}{i} \sum_{n=1}^i S_n \text{ et } S_n = (X_{n+1} - X_n)$$

- Vitesse moyenne

$$\bar{v} = \frac{1}{i} \sum_{n=1}^i \dot{X}_n$$

où i est le nombre de véhicule et \dot{X}_n la vitesse du n ième véhicule

- Flux

Si q est le flux des véhicules, il représente le nombre de véhicules qui passent dans un segment de route pendant un intervalle de temps donné

$$q = \rho \cdot \bar{v}$$

Le modèle multiniveau est basé sur la technique du graphe de liaison. Il est caractérisé par :

- Le transfert de puissance entre les différents éléments du système étudié. **I** l'élément d'inertie, **C** la conformité et **R** l'élément disparition
- Les équations différentielles peuvent être directement déduites du graphe de liaison
- Cette technique de modélisation permet de simplifier fortement les techniques d'analyse et de calculer les expressions formelles des lois de contrôle, offrant ainsi la compréhension physique des propriétés obtenues.

Le modèle multi niveau se génère ainsi aisément des trois modèles sous-micro, micro et macro et se symbolise par la relation suivante entre le flux (q), la densité (ρ) et la vitesse (\bar{v}) :

$$q = \rho \cdot \bar{v}$$

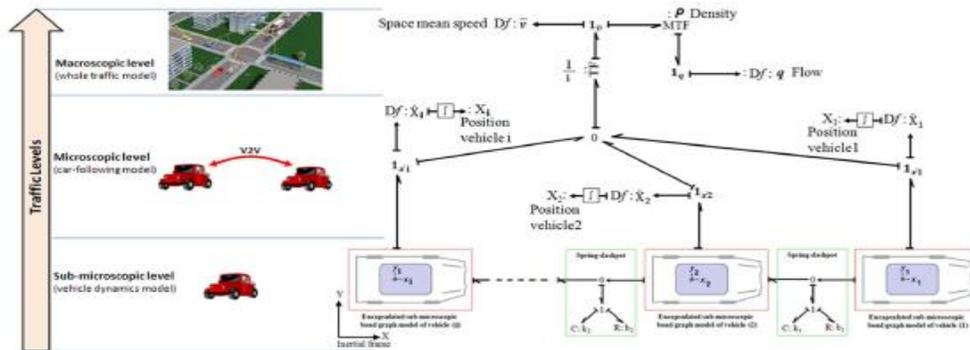


Figure 4: Schémas du graphe de liaison multicouche

Synthèse sur les modèles du trafic

Notre étude sur les modèles du Trafic est présentée dans [Njoh Njoh & Benyahia 2016].

Le modèle multiniveau est considéré meilleur que les autres modèles. En plus de la complétude des paramètres considérés, ce modèle présente plusieurs avantages qui permettent de le considérer comme le candidat le plus prometteurs pour une gestion efficace d'un réseau de transports. Le tableau suivant résume quelques avantages jugés pertinents.

Tableau 1: Comparaison des modèles en fonction des couches

| Modèles existants | Modèle Multicouche |
|--|--|
| Un niveau à la fois | Agrège les paramètres importants du trafic à tous les niveaux |
| Difficulté de supervision du trafic | La supervision du trafic fournit une vision globale et cohérente. Certains paramètres permettent même d'identifier un véhicule défectueux. |
| Difficultés au niveau du calcul de la consommation d'énergie est difficile | Les paramètres considérés permettent de calculer la consommation d'énergie sur chaque véhicule |
| Au niveau des caractéristiques dynamiques des véhicules, seule la cinématique est considérée mais indépendamment des catégories des véhicules. | En plus de la cinétique des véhicules tenant compte des différents types de véhicules, d'autres paramètres significatifs comme la masse et la puissance sont considérés. |

Un autre critère important soulignant l'importance du modèle de trafic multicouche concerne les capacités de sa construction à partir d'autres modèles grâce aux mécanismes d'établissement des liens via la représentation graphique du système global.

En conclusion, le choix d'un simulateur de trafic doit prendre en considération les principaux paramètres du modèle multiniveau afin d'optimiser la validité des résultats qui découleront de la simulation.

D'autres critères de validation des modèles de trafic à simulateur peuvent concerner les critères présentés au début de ce chapitre tel que l'opérationnalisation, la représentation des processus, l'échelle des variables indépendantes et l'échelle d'application. La modélisation multi niveau utilisant les graphes de liaison présente les éléments potentiels pour répondre au mieux à ces critères.

Partie II : Les méthodes utilisées pour faire de l'estimation et la prédiction sur le trafic

Dans cette partie nous présentons les travaux sur le trafic routier relativement aux méthodes de prédiction en considérant leurs niveaux de précisions.

2.3 Méthodes d'estimation du trafic routier

Parmi les fonctions de gestion du réseau des transports, la détection et le contrôle de la congestion présentent des actions pertinentes. Parmi les paramètres d'un modèle du trafic, la densité de véhicules en circulation joue un rôle important. Ainsi calculer ou estimer la densité du trafic représente un processus important pour prendre des décisions efficaces permettant

d'atteindre les objectifs de qualité d'un réseau des transports. Compte tenu des contraintes liées à des mesures réelles systématiques, l'estimation du trafic est omniprésente au niveau de ce processus.

[Julio A. Sanguesa et Al. (2012)] proposent un mécanisme d'estimation de la densité et de la prédiction de cette densité dans les réseaux de véhicules basée sur la communication entre véhicules et l'infrastructure routière. La méthode d'estimation proposée est considérée au niveau de chaque ville d'une région. Les paramètres utilisés sont le nombre de messages reçus par chaque véhicule, et le ratio entre les rues et les jonctions de l'infrastructure. 4000 simulations ont été réalisées afin de trouver des relations entre le nombre de rues et jonctions, les nombre de message reçus par chaque véhicule et la densité. Les cartes géographiques de plusieurs villes comme Valence et San Francisco dans ont été utilisées afin de crédibiliser les résultats des relations entre rues et jonctions. La figure 5 donne un aperçu sur les résultats obtenus et qui ont permis de d'obtenir la fonction de densité ci-dessous.

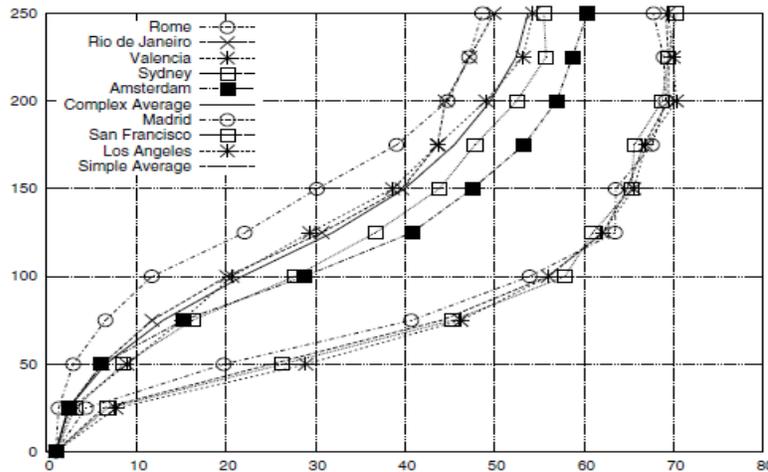


Figure 5: Nombre de messages reçus par véhicule

Une analyse de régression a permis d'obtenir la fonction d'estimation de la densité suivante :

$$f(x, y) = a + bx + cy + dx^2 + fy^2 + gx^3 + hy^3 + ixy + jx^2y + kxy^2$$

$$\left\{ \begin{array}{l} x : \text{nombre de messages de balise} \\ y : \text{ratio rues - jonctions obtenus sur la carte} \\ a, b, c, d, f, g, h, i, j, k \text{ coefficients bien connus} \end{array} \right.$$

Cette fonction représente la meilleure approximation des résultats de simulation obtenus, simulations qui ont permis de déterminer aussi les coefficients $a, b, c, d, f, g, h, i, j, k$ bien connus.

La validation des résultats est faite en calculant la moyenne du pourcentage d'erreur qui est de 1.02%, ce qui est assez faible. Aussi, l'étude est basée sur une hypothèse relativement aux voitures qui doivent être équipées avec des capacités de s'envoyer des messages régulièrement.

Cette contrainte rend l'étude et ses résultats, inapplicables pour le moment compte tenu des conditions actuelles des véhicules qui se trouvent sur le réseau routier actuel.

[Yikai Chen et Al. (2007)] ont proposé une nouvelle méthode d'estimation du trafic urbain dans les artères de la ville en dehors des autoroutes, plusieurs travaux ayant beaucoup plus estimé le trafic dans les autoroutes. Cette méthode utilise les données collectées à partir des GPS et les représente sur un Système d'Information Géographique en les indexant. Chaque véhicule a un identifiant et est traqué grâce à un algorithme et sa vitesse calculée le long du chemin. Cette vitesse est ensuite affectée à ce chemin suivant une certaine échelle afin d'avoir une estimation finale du trafic.

Les expériences sur 10 000 à 15 000 signaux GPS sur 3 000 routes et 7 000 carrefours, ont permis d'obtenir des résultats récapitulés dans le tableau ci-dessous relativement au niveau de congestion :

Tableau 2: Classification de l'état du trafic par vitesse

| Etat | Artères | Sous- Artères | Branches |
|--------------------|----------------|----------------------|-----------------|
| Très fluide | > 50 | > 40 | >30 |
| Fluide | 42 ~ 50 | 34 ~ 40 | 25 ~ 30 |
| Moyennement fluide | 30 ~ 42 | 24 ~ 34 | 16 ~ 25 |
| Congestionné | 22 30 | 18 ~ 24 | 11 ~ 16 |
| Très congestionné | < 20 | < 18 | < 11 |

Et la comparaison de ces résultats avec ceux du SCATS (Sydney Coordinated Adaptive System) montre une similitude, ce qui démontre l'efficacité de la méthode.

Notre principale observation repose sur l'utilisation des données des GPS, ce qui rend difficilement applicable cette méthode puisque tous les véhicules ne sont pas encore équipés des GPS avec capacités de transmission de données en temps réel. Si les données ne sont pas transmises régulièrement et systématiquement, l'état réel de la fluidité ne sera pas connu de manière réaliste.

[Prashant Borkar et al. (2013)] proposent une méthode qui permet de faire une estimation de la densité du trafic en se basant sur le signal acoustique, obtenu à partir des capteurs acoustiques utilisés pour déterminer le type de déplacement des véhicules. Le signal acoustique est l'ensemble de bruit produit par les roues, le moteur et d'autres éléments environnants. Les informations captées par les senseurs sont segmentées, extraites et classifiées à l'aide d'un algorithme classificateur dit Neuro-Fuzzy.

Les résultats du taux de réussite de la classification utilisant le classificateur Neuro-Fuzzy avec le gradient conjugué d'échelle sont récapitulés dans le tableau suivant :

Tableau 3: Taux de classification par la méthode Neuro-Fuzzy [15]

| Etat de densité du Traffic | Trame singulière/13 coefficients | Trame entière /Tous les coefficients |
|----------------------------|----------------------------------|--------------------------------------|
| Léger | 93.33% | 93.33% |
| Moyen | 93.33% | 96.67% |
| Lourd | 93.33% | 96.67% |

L'auteur décrit l'utilisation d'une technique simple le MFCC d'extraction du signal acoustique pour classifier les trois états de trafic qui sont trafic léger, moyen et lourd. Les résultats obtenus montrent une fiabilité de la méthode de Neuro-fuzzy qui combine les réseaux de Neurone et la méthode Fuzzy. Cependant l'analyse de la précision de la méthode n'a pas été discutée ce qui constitue une faiblesse car ne permet pas de mésuser la fiabilité de cette méthode par rapport à une autre.

Vu notre intérêt pour la sécurité routière, nous examinons dans la partie III des travaux sur les méthodes d'estimation du trafic en considérant le paramètre de densité qui figure au niveau du modèle multi-niveau et qui est aussi considéré au niveau de la surveillance des tronçons via le *Débit Journalier Moyen Annuel* (DJMA).

Partie III - Collecte des données et méthodes d'estimation des DJMA

Nous présentons dans cette section des exemples de méthodes d'estimation spécifiques aux DJMA tel que présenté dans la littérature ainsi que des méthodes de collection des données de trafic.

2. 4 Méthodes de collecte des données du trafic

Afin de pouvoir avoir une bonne précision de nos estimations, la collecte des données est une étape importante à laquelle il faut mettre beaucoup d'application. Nous allons présenter ici une revue de la littérature des méthodes de collecte de données les plus récentes ainsi que les paramètres dont on peut obtenir les informations à partir de ces collectes.

D'après [[J. E Soto Rodriguez (2014)], une revue des méthodes de collecte de données regroupe les méthodes de collecte en deux grands groupes, les méthodes intrusives qui sont en général composés des senseurs insérés dans la chaussée, et les non-intrusives qui sont basées sur les observations à distance. On peut distinguer parmi les intrusives :

- Tubes de route pneumatiques:

Les tubes de fronde sont places à travers les voix de la route pour détecter des véhicules à partir du changement de pression provoqué par le passage du véhicule sur le tube. L'impulsion provoquée est enregistrée par un compteur situé à l'intérieur de la route. Cette méthode donne des informations sur la quantité, la vitesse et la classification des véhicules. Mais elle ne permet pas d'avoir le degré d'occupation de la route, ni la présence des véhicules. Autre inconvénient

de cette méthode est qu'elle ne permet pas de mesurer les basses vitesses, et a une couverture limitée. Aussi sa performance dépend des conditions atmosphériques.

- Les senseurs Piézoélectriques qui sont placés sur les rainures le long de la route, et dont le principe est de convertir l'énergie mécanique en énergie électrique, mais ne peut mesurer que le poids et la vitesse :

- Boucles magnétiques constituent la méthode la plus conventionnelle de collecte de données du trafic. Ce sont des carrés placés le long de la chaussée et qui génère un champ magnétique qui recueille les informations de comptage et les envoie à un appareil positionné à côté de la route. Cette méthode a l'avantage de ne pas céder aux intempéries et aussi de recueillir des informations avec tous les paramètres requis à savoir le volume, la vitesse, la classification, l'occupation et la présence. Mais le gros inconvénient est que l'appareil de comptage peut être bousculé par un véhicule lourd et toutes les informations de comptage seront perdues, en plus son implémentation est plus couteuse.

Pour les méthodes non-intrusives, nous avons :

- Le comptage manuel qui est la traditionnelle méthode, consiste en former des observateurs du trafic qui font des comptages. Cette méthode n'offre aucune garantie de précision de comptage de volume du trafic car les observateurs sont sujets à des erreurs, elle ne garantit pas non plus l'information d'occupation des véhicules.
- L'infra-rouge passif cependant garantit les informations de volume, de présence, de vitesse et d'occupation, mais l'infra-rouge actif lui ne garantit pas l'occupation ni la présence. Aussi les deux ne performant pas bien dans les mauvais temps et ont une couverture assez limitée de la rue.
- Les radars à microondes, qui détectent le mouvement des véhicules, déterminent la vitesse, et la classification des véhicules et les intempéries n'ont aucun effet sur eux.
- L'acoustique passive et l'ultrason. Ces appareils émettent des ondes de son pour détecter les véhicules en mesurant le temps que le signal met à retourner à l'appareil. Les senseurs Ultrasons sont placés sur la voie et peuvent être affectés par le mauvais temps. En revanche les appareils d'acoustique passif eux sont placés au bord de la chaussée et collecte les informations sur le volume, la vitesse et la classification des données. Ces méthodes peuvent être affectées par les mauvaises conditions météorologiques.
- La détection d'images par vidéo est sensible aux conditions météorologiques, mais donne le volume, la vitesse à l'aide des différentes techniques comme le *Trip Line* et le *tracking* de véhicules.

En plus des méthodes intrusives et non intrusives, nous avons également la méthode des données des véhicules flottant qui comprend deux types. Une méthode basée sur les données cellulaires et un type basé sur les données du GPS. Le *Véhicule flottant* contient des informations sur le lieu, le volume, le flux et d'autres informations qui peuvent être partagées à d'autres véhicules du réseau [J. E Soto Rodriguez (2014)]

En somme nous venons de passer en revue certaines méthodes de collecte de données du trafic et d'après l'auteur, certaines méthodes sont plus fiables dans le recueil des données que d'autres. Par exemple, après des années d'amélioration les senseurs fixes (Boucles inductives) ont atteint un bon niveau de fiabilité dans le recueil des données. Ces senseurs produisent des données de trafic (vitesse et flux) d'une grande précision, bien que leur mise en place soit couteuse. Ce qui

nous donne de bons arguments pour les modéliser et les développer au niveau de notre étude qui est basée sur la simulation.

D'autres méthodes comme le car flottant produisent également de bons résultats avec l'évolution de la technologie.

Une fois que nous nous assurons que les données recueillies le sont avec la plus grande précision, il serait judicieux d'avoir des méthodes d'estimation qui répondent également à de telles exigences. La sous-section suivante fait l'objet d'études de méthodes d'estimation relativement au DJMA.

2.5 Méthodes d'estimation des DJMA

De nombreux travaux de recherches concernant les méthodes de prédiction au niveau du trafic routier ont considéré spécifiquement les DJMA.

L'objectif des travaux présentés dans [LUO Zongfan et Al, (2015)] est de démontrer que l'estimation annuelle moyenne du trafic en utilisant les segments temporels de divers aspects du comptage plus courts (1 à 3 jours) donne le même résultat que le comptage en utilisant des segments temporels plus longs (5 à 7 jours). La principale motivation de telles restrictions de comptage est liée aux gains en termes d'économie des entreprises de surveillance du trafic et donc diminuer les activités de comptage tout en obtenant le meilleur résultat.

Les données utilisées ont été recueillies à l'aide de deux enregistreurs automatiques qui sont des senseurs fixes installés sur une partie de la route. L'étude présentée s'est basée sur les données du trafic de 2013 de l'autoroute 16 de la province de la Colombie Britannique.

Dans la méthode d'estimation du DJMA, tous les facteurs d'expansion sont plutôt des moyennes. Ces facteurs diffèrent d'un comptage à un autre. Plus les différences entre les valeurs des facteurs et la moyenne sont grandes, moins l'estimation du flux est précise. Une des causes de la variabilité est la fluctuation des facteurs dans les comptes des jours de semaines et ceux du weekend.

Cette étude compare la variation dans plusieurs ensembles de données des comptages du Trafic dit court à cause de la courte période de collecte des données avec différentes durées. Le coefficient de variation se calcule comme suit :

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n (v_j - \bar{v})^2}{n-1}} \quad COV = 100 * \frac{SD}{\bar{v}}$$

Où :

v_j est le volume journalier de l'échantillon de route pour le jour j

n est le nombre total des véhicules comptés de l'échantillon sur le site

\bar{v} est la valeur moyenne de l'échantillon de volume v_j

SD est l'écart-type du volume de la variable v_j

COV est le coefficient de variation de v_j

Les résultats démontrent en effet que le COV pour les différentes durées (1-jour ; 2-jour, 3-jours et 5-jours) est presque similaire. Ce qui amène à tirer la conclusion qu'en général un décompte

plus long du trafic fournit une meilleure estimation du DJMA, mais l'étude montre que le COV pour 5 jours est de 5-9% et celui de 1jour est de 6-12%. L'étude conclu ainsi que l'estimation du trafic basée sur les données recueillies en 5 jours est sensiblement la même que celle des données recueillies en 3 jours.

Selon la littérature relative aux problèmes de prédiction du DJMA, nous avons identifié deux grandes catégories :

- Méthodes d'estimation basées sur un comptage pendant une certaine période (Généralement courte)
- Méthodes d'estimation basées sur les comptages des années antérieures

Les deux catégories de méthodes peuvent être utilisées pour calculer le DJMA de l'année courante, mais la deuxième peut également être utilisée pour estimer le DJMA des années futures.

Méthodes d'estimation basées sur un comptage période courte.

Selon les travaux de [Ming Zhong et al. (2012)], la méthode consiste à recueillir le trafic à partir des **ATR** (**A**utomatic **T**raffic **R**ecorder, un ensemble de senseurs fixes et des appareils de recueil des données des senseurs), pendant une courte période ce qu'on appelle encore **STTC** (**S**hort-**T**erm **T**raffic **C**ount), et appliquer à ce trafic des facteurs d'expansion provenant des **PTC** (**P**ermanent **T**raffic **C**ount)

- a) Dans cette catégorie, la formule de la FHWA (Federal Highway Word Authority) décrite par [Gastaldi et al. (2013)] est la plus utilisée. Cette méthode considère que les routes de la même classe sont supposées avoir le même type de trafic. Cette formule consiste en une procédure d'estimation prescrite qui prévoit les quatre étapes suivantes :
 - 1) Grouper des sites ATR (Enregistreur Automatique de Trafic) qui ont une même variation du trafic temporel.
 - 2) Déterminer la moyenne des facteurs d'ajustement saisonnier pour chaque groupe de routes.
 - 3) Associer chaque section de route surveillée par SPTC (Comptage Saisonnier du trafic) ou STC (Comptage Court terme du Traffic) défini au 1)
 - 4) Appliquer au SPTC ou STC le facteur d'ajustement saisonnier du groupe de route approprié en vue de produire une estimation du DJMA pour ce segment de route.
 - a. Le DJMA de la FHWA est donc estimée par la formule

$$AADT_{Estimé} = DT_{ij} f_{ijc} \quad (1)$$

Avec :

DT_{ij} étant le trafic journalier du jour i de la semaine du mois j

$$f_{ijc} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{AADT_k}{ADT_{ijk}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n f_{ijk} \quad (2)$$
 étant le facteur d'ajustement saisonnier correspondant à la combinaison de (i, j) avec n le nombre total d'ATR sur le groupe de route c .
 $AADT_k$ étant le DJMA de l'ATR, et ADT_{ijk} la moyenne journalière au jour i de la semaine j sur le site de l'ATR k .

Mais cette méthode ne donnait pas le meilleur calcul d'erreur, d'où son amélioration par [Gastaldi et al. (2013)] en utilisant une approche combinée d'ANN-Fuzzy. L'amélioration a consisté en une meilleure méthode du groupement des ATR.

La nouvelle approche proposée garde le cadre de la procédure de la FHWA en permettant qu'un segment de route puisse appartenir à plus d'un groupe et donner le degré d'appartenance à chaque groupe.

La procédure devient donc la suivante :

- 1) Grouper les sites ATR avec l'algorithme ANN-Fuzzy, basée sur les facteurs d'ajustement f_{ij} de chaque ATR
- 2) Assigner le segment de route dont le STC est disponible à l'un des groupes de route prédéfini grâce aux réseaux de Neurones
- 3) Calculer les mesures d'incertitude associée à l'assignation des groupes de routes
- 4) Estimer le DJMA en fonction des poids moyens des volumes des STC et des facteurs d'ajustement assignés à chaque groupe de route.

Ce qui nous conduit à la formule du DJMA suivante sur 7 jours de surveillance :

$$\boxed{\text{Final AADT} = \frac{\sum_{m=1}^7 AADT_m}{7}}$$

Avec $AADT_m$ qui est le DJMA estimé pour le jour m

On aurait par exemple pour $m = 1$, si le degré d'appartenance aux groupes de route 1 et (1 et 2) sont $m(1) = 0.4$ et $m(1,2) = 0.6$, les poids finaux seront
 $w(1) = 0.4 + 0.6/2 = 0.7$ et $w(2) = 0.6/2 = 0.3$
 $AADT_m = w(1) * DT_m f_{ij1} + w(2) * DT_m f_{ij2} = 0.7 * DT_m f_{ij1} + 0.3 * DT_m f_{ij2}$

Les mesures d'incertitude sont données par $N(m) = \sum_{A \in F} m(A) * \log_2 |A|$ qui donne l'incertitude que le modèle de trafic n'ait aucune information à propos du groupe de route à laquelle la section de route appartient, et $D(m) = - \sum_{A \in F} m(A) \log_2 \left(\sum_{B \in F} m(B) \frac{|A \cap B|}{|B|} \right)$ donne la mesure de l'incertitude que le modèle de trafic disponible contienne des informations conflictuelles;

$|B|$ et $|A \cap B|$ sont les nombres respectifs des ensembles de puissance associé au groupe B et aux intersections entre sous-ensembles A et B.

Avec ce modèle, il y a une obligation de faire 7 jours de comptage, ce qui d'après la littérature, ne garantit pas toujours le meilleur résultat des estimations.

[Ming Zhong et al. (2012)], ont également utilisé la méthode des comptages courts en utilisant les données historiques des comptages court afin d'identifier et regrouper les tronçons de route qui ont un trafic identique grâce à un algorithme de Pattern-Matching.

Mais avant de faire correspondre les modèles, les 48h de comptage sont convertis en MADT (**M**onthly **A**verage **D**aily **T**raffic) en utilisant le facteur de croissance provenant du plus proche PTC et du jour du mois dans la route de la même classe fonctionnelle.

La variation saisonnière des PTC est ainsi comparée à celle des STTC (Short Term Traffic Count) en utilisant une méthode de COV fonction des ratios des MADTs des sites STTC.

Une fois le ratio COV calculé à chaque fois qu'un nouveau STTC est collecté et le modèle saisonnier étendu, pour chaque paire STTC/PTC, l'algorithme bayésien est utilisé (Ming Zhong et al) pour trouver la meilleure correspondance STTC/PTC.

Le problème avec ce modèle d'estimation est son applicabilité, car il faudrait trouver des données historiques de comptages court afin de l'appliquer, ceci le rend donc inutile si nous n'avons pas de telles catégories de données.

[Islam, Sababa, et al], ont utilisé les réseaux de neurones pour faire une estimation du DJMA. Sa méthode consiste à prendre des valeurs d'entraînement basé sur plusieurs comptage de 24h de 48h et de 72h et de trouver le SADT (Sample Average Daily Traffic).

Le DJMA Estime = 4(SADT x facteur de sortie)

Les facteurs de sortie sont calculés en application la méthode *Back-propagation regression* des réseaux de neurone sur les valeurs d'entrée qui sont calculés en divisant les volumes horaires par le SADT. Celui-ci correspond au volume total d'un ou de plusieurs comptages courts dans l'échantillon divisé par un nombre équivalent de nombre de jours

La structure des réseaux de neurones utilisée est illustrée par la figure 6 caractérisée par 96 valeurs d'entrées et une seule valeur de sortie qui permettra d'estimer le DJMA. La valeur de sortie est un nombre décimal généré par la méthode régressive des réseaux de neurones.

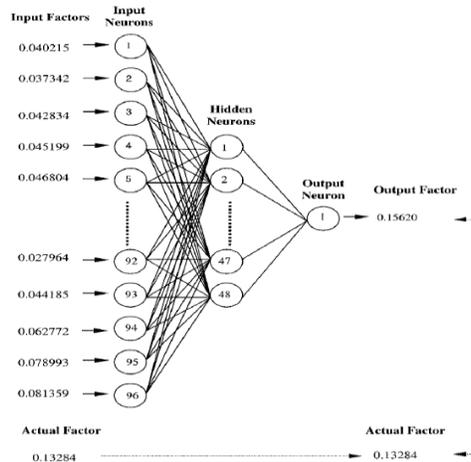


Figure 6: Schéma structure des réseaux de Neurone utilisé par la méthode d'estimation

Bien qu'elle fournisse une bonne précision, cette méthode est appliquée pour les routes à bas volumes de voitures et donne de bons résultats pour les données prélevées pendant deux périodes de 48heures.

Un autre modèle d'estimation développé par [Sheng-Guo Wang et al, (2011)] est basée sur une communauté de routes. Ce modèle d'estimation émet pour hypothèse que dans une communauté

habité, le DJMA est fonction du nombre de propriétaires de maison, et développe ainsi un modèle basé essentiellement sur le réseau routier communautaire et le nombre de maison de cette communauté.

Bien que les résultats de ce modèle soient satisfaisants, son implémentation demeure limitée puisqu'il s'applique à une communauté avec une topologie de route bien définie. Il faudrait alors à chaque fois qu'on change de communauté changer de topologie, ce qui rend difficile l'application du modèle à d'autres échelles.

Méthode d'estimation utilisant des données historiques de comptage.

Cette méthode d'estimation peut permettre de calculer le DJMA de l'année en cour et des années futures [Manoel Castro-Neto a et al. (2009)]

a) La méthode Holt-ES

La technique Exponentiel smoothing (ES) est effective pour les prédictions à court terme. La technique est formulée comme suit :

$$\begin{aligned} S_t &= \alpha Y_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \\ b_t &= \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \\ F_{t+m} &= S_t + b_t m \end{aligned}$$

α et β sont les constantes de smoothing qui peuvent être choisies par l'utilisateur ou bien optimisées grâce au calcul des erreurs

S_t est la valeur de smoothing à la fin de la période t qui peut être considérée comme la valeur du DJMA à prédire

b_t est la tendance de smoothed pendant la période t qui peut être une valeur mesurée du DJMA

m est l'horizon de prédiction

Cette méthode exige des valeurs initiales de S_1 et b_t , et si ces valeurs initiales contiennent des erreurs, celles-ci vont se propager sur tout le modèle. Ce qui rend inefficace ce modèle.

b) Le modèle de régression linéaire OLS

La technique de régression OLS est l'une des techniques les plus populaires. [Manoel Castro-Neto a et al. (2009)]

Le DJMA (Y_t) pour l'année X_t est donné par le simple model

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t, \beta_0 \text{ et } \beta_1 \text{ sont des paramètres qui minimisent } \sum \varepsilon_t^2 \text{ la somme des erreurs au carré}$$

Les paramètres des moindres-carrés β_0 et β_1 sont estimés par les valeurs b_1 et b_0 calculé dans la formule :

$$\begin{cases} b_1 = \frac{\sum(x_t - \bar{X})(Y_t - \bar{Y})}{\sum(x_t - \bar{X})^2} \\ b_0 = \bar{Y} - b_1 \bar{X} \end{cases} \quad \text{et est estimé avec la simple formule } \hat{Y}_t = b_0 + b_1 X_t$$

c) Le modèle de régression SVR-DP (Support Vector Regression - Dependant)

Ce modèle utilise la méthode SVR (Support Vector Regression) avec des données d'entraînement raison pour laquelle on l'appelle SVR-DP. En général SVR est défini par l'équation [Vapnik (1995)] :

Soit un ensemble de points $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$,

Avec $(x_i \in X \subseteq \mathbb{R}^n, y_i \in Y \subseteq \mathbb{R}^n)$, m est le nombre total des valeurs d'entraînement

La fonction linéaire de régression est telle que :

$f(X) = W^T \Phi(X_i) + b$ dans l'espace de fonction F, où W est un vecteur dans F et $\Phi(X_i)$ est l'image de x dans F

W et b de l'équation ci-dessus sont obtenues en résolvant le problème d'optimisation :

$$\text{Minimiser } \frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^m (\xi_i^+ + \xi_i^-)$$

$$\text{Tel que } \begin{cases} y_i - W^T \Phi(X_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^+ \\ W^T \Phi(X_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^- \\ \xi_i^+, \xi_i^- \geq 0 \end{cases}$$

Avec $\varepsilon \geq 0$ le maximum de déviation permise pendant l'entraînement

$C > 0$ représente la pénalité associée à la déviation pendant l'entraînement

ξ_i^+, ξ_i^- , la taille de l'excès de déviation positive et négative respectivement

D'après Cherkassky et MA, l'approche de régression basée sur les données d'entraînement impose que

$$C = \max(|\bar{y} + 3\sigma_y|, |\bar{y} - 3\sigma_y|)$$

$\varepsilon = 3\sigma \sqrt{\frac{\ln n}{n}}$ avec σ est l'écart type du bruit entrant et n le nombre d'exemple d'entraînement et qui peut se représenter comme suit :

$$\sigma = \sqrt{\frac{n^{1/5} k}{n^{1/5} k - 1} \cdot \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad \text{avec } 2 \leq k \leq 6 \quad \text{avec n le nombre de valeurs d'entraînement, k est l'estimateur de la variance et } \hat{y} \text{ est la valeur prédite de y qui permettant à la régression linéaire de correspondre aux valeurs d'entraînement pour estimer le bruit.}$$

Cette méthode donne également de bons résultats par rapport aux deux autres de la catégorie des méthodes d'estimation avec valeurs historiques du DJMA.

2.6 Travaux sur la précision de l'estimation du DJMA

Certains travaux se sont intéressés à l'impact des erreurs de prédiction du DJMA sur les décisions. [Michael Dixon, (2004)] dans le cadre du NIAT (National Institute for Advanced Transportation Technology), a travaillé sur cette problématique pour la ville d'Idaho aux États-Unis et a démontré que la méthode CART (Classification and Regression Tree) pour la prédiction du DJMA donne une plus faible variabilité dans la ville de l'Idaho. Cette méthode s'appuie principalement sur une meilleure classification des ATR (Automatic Traffic Recorder). Il a aussi démontré l'impact des erreurs de prédiction du DJMA dans les applications de trafic routier comme le calcul de l'épaisseur de superposition du pavement, et le niveau de service. Les résultats ont démontré dans certains cas pour les deux applications, que les écarts de précision important peuvent entraîner des résultats qui poussent à prendre des décisions différentes.

La limite de ces travaux est qu'il se focalise sur la méthode de prédiction, mais n'a pas regardé le processus en lui-même, sa méthode ne serait d'ores et déjà plus applicable si la méthode de collectes de données basés sur les ATR changeait

Toujours dans l'optique d'optimisation des prédictions du DJMA, [Borja Alonso et Al (2014)], lui dans ses travaux s'est penché sur une problématique qui a étudié la corrélation entre les prédictions du DJMA faites à partir des données prélevées sur un court terme et celles prélevées de manière permanente. Il a démontré qu'en optimisant les localisations de l'O-D (Origine Destination) dans un trafic, il est possible de trouver les positions de SPTC (Short Period Traffic Count), qui estiment avec une erreur minime le DJMA comparée aux positions des PTC (Permanent Traffic Count)

[Sababa Islam, (2016)] lui a utilisé une même base de données de comptage et deux méthodes d'estimation différentes pour estimer le DJMA et les valeurs manquantes dans les enregistreurs de trafic, et a démontré que l'une des méthodes faisait une meilleure estimation que l'autre. Les méthodes de réseaux de Neurone (ANN) et celle du Support de Vecteur de Régression (SVR) comme décrites ci-dessous ont été comparées à la méthode traditionnelle des facteurs de SCDOT (South Carolina Department of Transportation).

Pour se faire l'auteur considère plusieurs modèles de variable résumés dans les tableaux suivants :

Pour l'estimation du DJMA les différents modèles de variables sont les suivants :

Tableau 4 : Variables d'estimation du DJMA pour différents modèles choisis

| Modèles | Variabiles |
|---------|--|
| 1 | Nbre de voix, Jour, Moi, Revenu d'emploi, % en deca du seuil de pauvreté, Véhicule Véhicules, Type de maison, Facteur de volume horaire. |
| 2 | Jour, Moi, Facteur de volume horaire. |
| 3 | Véhicules, Type de maison, Facteur de volume horaire. |
| 4 | Modèle individuel Jour : Moi, Facteur de volume horaire. |
| 5 | Modèle individuel Moi : Jour, Facteur de volume horaire. |

Et pour l'estimation des valeurs manquantes

Tableau 5 : Variables d'estimation des valeurs manquantes

| Modèles | Variabes |
|---------|--|
| 1 | Jour, Moi, Volume horaire disponible avant les heures manquantes |
| 2 | Modèle individuel Jour : Mois, Volume horaire disponible avant les heures manquantes |
| 3 | Modèle individuel Moi : Jour, Volume horaire disponible avant les heures manquantes |

Les phases ci-dessous ont été utilisées pour avoir des estimations fiables

- ❖ Phase 1 : Sélection des sites ATR (Enregistreur Automatiques de Trafic)
- ❖ Phase 2 : Regroupement des données
- ❖ Phase 3 : Préparation des données
- ❖ Phase 4 : Normalisation des volumes horaires de trafic
- ❖ Phase 5 : Sélection des paramètres
- ❖ Phase 6 : Développement des modèles d'IA pour estimation du DJMA et les données horaires manquantes avec les méthodes
- ❖ Phase 7 : Évaluation des méthodes et modèles

Démonstration a été faite dans ces travaux qu'une des clés de l'estimation de l'DJMA se trouve sur la fiabilité des données, c'est ainsi qu'avant de faire l'estimation du DJMA, une estimation des données manquante dans les enregistreurs de trafic a également été réalisée. Les résultats combinés des estimations ont démontré que le SVR performait mieux que le ANN sur le modèle de données

Le modèle donnant la plus haute précision étant celui-ci-dessous

- **Modèle individuel Moi : Jour, Facteur de volume horaire.**

Ce modèle considère les données d'un mois de l'année et fait des estimations du DJMA se basant sur ce moi.

Les facteurs horaires calculés sont utilisées comme valeur d'entrée pour prédire les valeurs de sortie.

Bien que cette méthode donne des résultats intéressant au niveau de la précision d'estimation du DJMA, elle est limitée par le fait qu'elle ne propose pas un processus pour valider ses valeurs de précision d'estimation.

A partir de cette revue de la littérature regroupée selon les quatre catégories présentées, nous soulignons les points suivants :

- 1) Les critères de choix d'un bon modèle sont présentés selon les critères présentés à savoir :
 - a) le niveau de détail, b) l'opérationnalisation, c) la représentation des processus, d)

l'échelle des variables indépendantes et e) l'échelle d'application. Notre analyse nous a permis d'identifier le multi niveau comme étant le model le plus complet pour avoir des résultats de simulation plus réalistes. Choisir ses principaux paramètres permettra d'augmenter la précision de résultats basées sur l'estimation du trafic à considérer.

2) L'étude des méthodes collectes de données a clairement identifié la méthode des boucles Inductive comme l'une des plus performantes quant aux résultats que celle-ci fournie. Cette méthode de cueillette des données du trafic sera ainsi implémentée dans notre méthodologie afin de réaliser les comptages et s'assurer que ceux-ci sont fiables.

Au niveau des méthodes d'estimation du trafic, nous soulignons la diversité des paramètres utilisés au niveau des méthodes définies dans la littérature. Ceci peut se traduire par le fait qu'une méthode utilisée dans un contexte donné ne peut pas donner des résultats acceptables dans d'autres contextes. L'exemple de l'étude basée sur des données recueillies sur un seul segment de route l'autoroute 16, qui réduit un peu le champ d'étude pour généraliser les conclusions de cette étude. De plus il est admis que les plus grandes variations proviennent du changement des sites. Il serait donc judicieux d'étendre les études à d'autres données afin de conforter ces résultats. Néanmoins deux méthodes d'estimation ont montré de meilleurs résultats que d'autres, et les travaux sur l'étude de l'impact de la précision sur les applications routières nous ont démontré l'importance de cette problématique.

Enfin, l'étude spécifique des DJMA a démontré encore une fois la problématique de la diversité des précisions au niveau des méthodes de prédiction du trafic et des DJMA, précisions très approximatives.

Globalement, les méthodes de prédiction du trafic demeurent contextuelles aussi bien au niveau des véhicules que les infrastructures.

Et d'après [*Benyahia & Njoh Njoh (2016)*], le modèle multiniveau est considéré meilleur que les autres modèles. En plus de la complétude des paramètres considérés, ce modèle présente plusieurs avantages qui permettent de le considérer comme le candidat le plus prometteurs pour une gestion efficace d'un réseau de transports.

Compte tenu de notre analyse, et observations soulignées par notre analyse, nous considérons les objectifs suivants à atteindre :

- 1) Définir une méthodologie et une analyse sur les résultats de ses applications pour démontrer l'impact de la précision des prédictions des DJMA dans la sécurité routière,
- 2) Définir une méthodologie pour faire un choix judicieux des méthodes de prédiction tenant compte des degrés de précision des prédictions.

Les méthodes ANN et SVR avec les comptages annuels proposée dans la littérature et qui nous donne une assez bonne précision comparée à la même méthode des facteurs appliquée à des comptages de 48h et 72h a une bonne applicabilité et nous motivera à l'utiliser pour notre approche de résolution.

Chapitre 3. Approche de résolution- Une étude empirique analysant les précisions des prédictions

3.1 Introduction

La revue de la littérature présentée dans le chapitre 2 nous a permis de souligner les principaux objectifs qui permettent de répondre aux problèmes fixés dans le chapitre 1 de ce document à savoir :

- 3) Définir une méthodologie pour démontrer l'impact de la précision des prédictions des DJMA dans la sécurité routière
- 4) Définir une méthodologie pour faire un choix judicieux des méthodes de prédiction de trafic considérant l'impact qui sera mesuré.

Les solutions que nous avons définies en premier lieu pour atteindre ces objectifs se définissent par :

- 1) Une étude sur l'impact des niveaux précision des prédictions sur la sécurité routière des zones à risque à travers une étude de cas définissant le contexte de notre projet.
- 2) La définition d'un processus qui permet de faire des choix de méthodes de prédiction dans le contexte de notre étude.

3.2 Approches de résolution sur l'impact des précisions des méthodes d'estimation

3.2.1 Une étude de cas sur une zone de la Ville de Gatineau

Le travail que nous avons présenté dans [Chiali et al 2018] concerne l'identification des zones potentiellement risquées selon les processus appliqués pour la sécurité routière au niveau municipal. Ces zones localisées dans la Ville de Gatineau sont considérées pour notre étude de cas.

Le travail développé a consisté à travailler sur les données fournies par la ville de Gatineau. Il s'agit d'appliquer un ensemble de processus afin d'identifier les zones à risque dans divers secteurs de la Ville. Ces processus sont basés sur divers paramètres de la sécurité routière dont le nombre d'accidents classés selon des catégories d'accidents fatals, accidents avec de blessés grave ou avec blessure mineure. Un autre paramètre important pour ce projet spécifique et lié au trafic concerne la densité de celui-ci connu par le DJMA : Débit Journalier Moyen Annuel. Il est mesuré sur diverses infrastructures d'une Ville. Les paramètres liés à l'évaluation de la sécurité routière nous ont permis d'appliquer diverses équations permettant de définir les indices de risques évalués selon la fréquence des accidents, l'index de sévérité, le taux d'accidents et le taux critique des accidents.

En pratique, à partir du nombre d'accidents qui se sont produits dans une zone d'une ville, celle-ci est identifiée comme zone à risque si certaines conditions sont vérifiées. Nous avons aussi traité des informations relativement au trafic spécifique à certaines zones comme la limite de vitesse, le nombre de véhicule qui y circulent pendant un certain intervalle de temps.

pour mesurer le trafic. Nous présentons ci-dessous en images le processus et les résultats d'intégration des cartes des zones dans SUMO après intégration.

La collecte des informations concernant le trafic et plus particulièrement les DJMA, sera basée sur des données qui seront générées dans l'environnement de SUMO étant donné les capacités d'installer des capteurs et de faire du comptage.

Nous considérons par la suite la méthode d'estimation du DJMA de [Islam, Sababa, et al, (2016)] afin d'estimer cette donnée pour chacune des zones à risque. Pour le faire nous utiliserons deux algorithmes qui ont des précisions différentes. Puis une fois du DJMA estimé obtenu, nous introduirons ce DJMA dans les formules de sécurité routière afin de déterminer les indices de risque de sécurité routière.

Les étapes suivantes présentent les différents processus que nous avons modélisés et présentés sur SUMO pour intégrer l'infrastructure des zones de la Ville et ensuite procéder aux changements de vitesse et collecte des informations requises pour les évaluations des risques. La figure 9, présente la phase d'intégration des zones de la ville a SUMO.

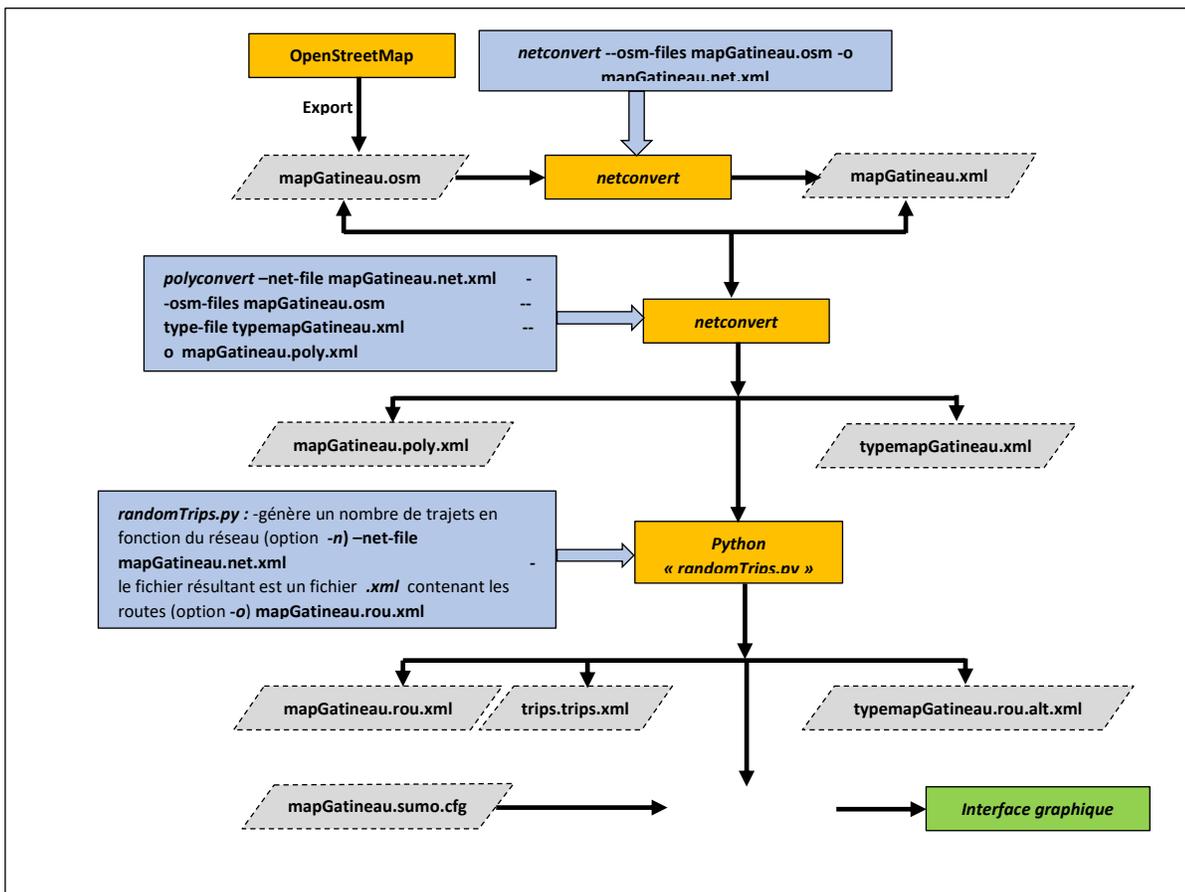


Figure 9: Schéma d'intégration d'une carte extraite de OpenStreet Map dans SUMO. [48]

Pour la simulation de trafic, nous avons tout d'abord extrait la carte de la ville de Gatineau dans le site OpenStreetMap. Le problème rencontré est qu'OpenStreetMap a une limite de taille de carte qu'il peut extraire pour pouvoir représenter toutes les rues normalement et nous obtenions une erreur de compilation lorsque nous dépassions cette limite.

Nous nous sommes donc assurés d'avoir la plus grande carte qu'OpenStreet Map pouvait extraire et compiler, sur chaque zone afin de rendre le trafic le plus fluide possible sur la zone. Le résultat de l'intégration avec les différentes calibrations est présenté dans la figure 10.



Figure 10: Images de Zone extraite d'OpenStreetMap avant intégration dans SUMO

A l'aide des commandes intégrées de SUMO comme le montre la figure 1, nous avons converti cette carte en réseau routier et avons généré le trafic sous des conditions réelles dans ce réseau. Le trafic a été généré dans une certaine étendue de la ville de Gatineau en prenant la peine d'intégrer la zone sur laquelle nous voulons mesurer le trafic. D'après notre analyse sur les méthodes de collecte de données sur le trafic, nous avons considéré celles qui sont à boucle inductives. Pour collecter les données du trafic, nous avons installé des détecteurs ou capteurs sur certaines intersections qui ont été ressorties dans les zones sur lesquelles nous voulons avoir le débit du trafic

La difficulté ici a été de pouvoir installer ces détecteurs sur chacune des rues des intersections que nous voulions traquer car SUMO n'offre pas une méthode automatique pour installer ces capteurs. Nous avons donc manuellement énuméré toutes les rues où nous voulions des capteurs dans notre simulation, et avons rédigé un script (annexe5) qui intègre ces rues. Ce fichier script a été ensuite intégré dans le fichier de configuration de SUMO est appelé à chaque fois que nous lançons une simulation sur le réseau routier.

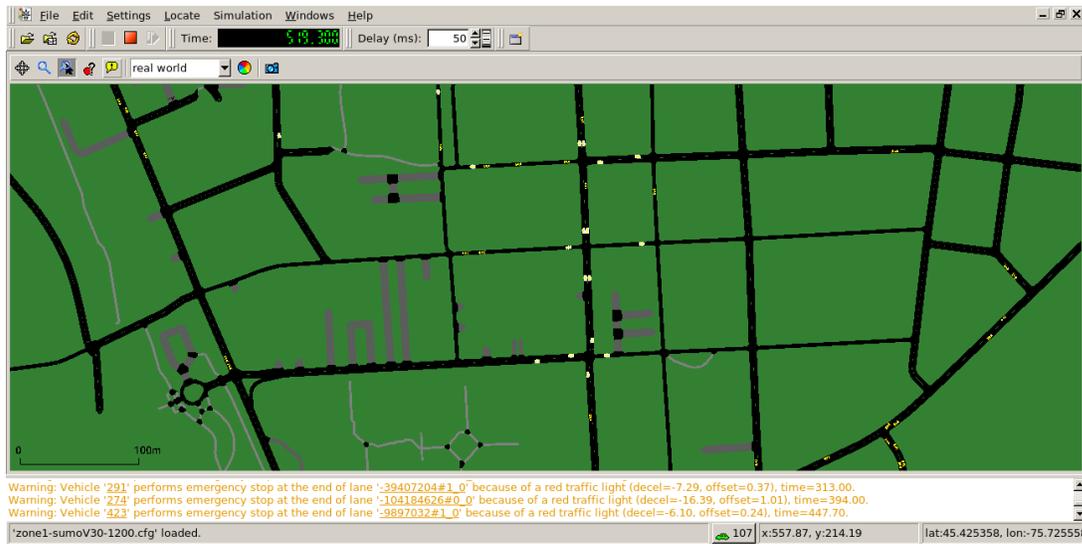


Figure 11: Images de Zone extraite d'Open Street Map après intégration dans SUMO

Nous avons remarqué lors des simulations dans SUMO que plusieurs véhicules sont générés au début de la simulation. Ce qui pouvait générer une congestion sur certaines rues et biaisé le déroulement de l'expérience durant la simulation car les véhicules ne circuleront plus normalement dans l'environnement de simulation. La solution que nous avons développée en plus d'extraire la plus grande carte comme expliqué plus haut, a aussi été de calibrer le temps de simulation du trafic, ce qui fut très important pour la crédibilité de l'expérience car cela a permis de recueillir les résultats avant d'avoir une forte congestion dans le trafic qui ne reflète pas la réalité du trafic dans cette zone. Le calibrage a consisté à paramétrer l'outil afin qu'il génère un certain nombre de véhicules pendant un certain, c'est dire espacer de manière raisonnable, l'envoi des véhicules dans le trafic. Ceci a permis de pouvoir faire une simulation de trafic en une année entière en en extraire les données

Compte tenu de la mesure à prendre pour corriger les risques, nous avons travaillé sur différentes limites de vitesse pour trouver celle qui permet de résoudre le problème de sécurité des zones à risque. Pour chacune des trois zones nous avons considéré trois paliers de vitesse maximal du trafic 30Km/s, 40Km/s, 50Km/s. Selon notre analyse concernant les méthodes de collecte nous avons choisis de générer le trafic du Lundi, Mercredi et Jeudi, le relevé de ces trois jours étant assez représentatif du trafic de la semaine [8]. En faisant ces modifications nous recueillons les résultats pour voir l'impact qu'a eu le changement de vitesse au niveau du trafic.

L'estimation du DJMA a une importance capitale pour l'étude de cas à réaliser à la section 3.2.1, car le DJMA aura un impact direct sur le choix de la limite de vitesse à appliquer sur chaque zone.

3.1.2.2 Résultats de simulation et données de simulation

Notre environnement de simulation reste le même qu'à l'objectif 1, à savoir SUMO, et nous analyserons les résultats fournis par les fichiers de sortie **Summary-Output**, **Trip Info-output** et **Vehroute-output**, [16]. Ces fichiers regorgent beaucoup d'information parmi lesquelles les volumes horaires du trafic. Ces fichiers sont facilement exportables dans l'application de classeur d'Ubuntu, open office. Une fois ces résultats obtenus dans les fichiers de l'application SUMO, nous les ouvrons à partir du classeur Open Office. Ensuite nous les ouvrons dans l'environnement Windows avec l'outil Microsoft Excel. Nous en faisons ainsi le traitement en complétant les données manquantes Ci-dessous un exemple de résultats recueillis de notre outil de simulation produits par des tests réalisés.

Ces résultats montrent les différentes variations des volumes de trafic en fonction des limites de vitesses et aussi la variation de la vitesse du trafic en fonction du temps de simulation.

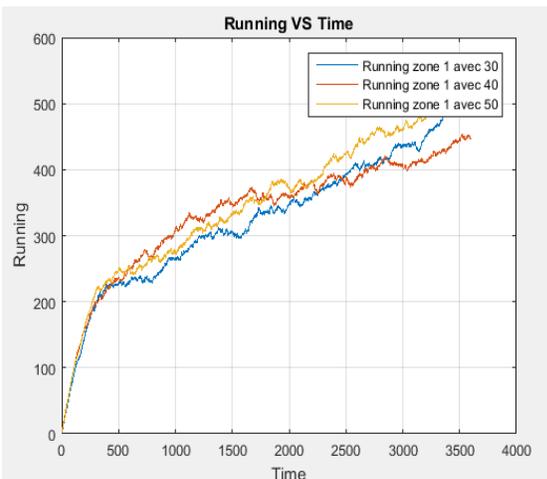


Figure 12-a : Volume de trafic en fonction du Temps

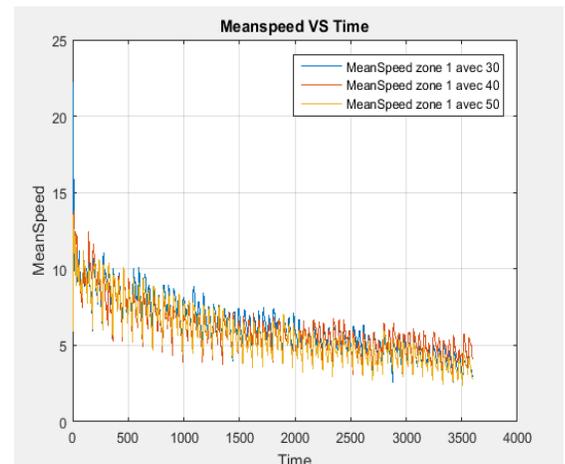


Figure 12 b: Variation de la vitesse en fonction du temps

3.2.3 Estimation du DJMA

Comme mentionné plus haut, sur chaque zone des capteurs ont été apposés sur les intersections afin de nous permettre de relever le flux de trafic et estimer les DJMA dans les différentes zones.

Nous choisissons une vitesse, procédons à la simulation, ensuite nous recueillons les données de trafic, qui nous permettront d'estimer le DJMA. Le DJMA estimé est ensuite inséré dans la formule de calcul de risque de la zone.

A partir des résultats de simulation, nous pouvons calculer le DJMA réel des données de simulation, et avec les méthodes d'estimation que nous aurons retenues, nous allons estimer les nouveaux DJMA. Pour l'estimation de le DJMA nous avons utilisé les méthodes décrites d'après [Islam, Sababa et al 2016]

Comme décrit dans l'état de l'art, l'auteur utilise deux méthodes, l'une avec des réseaux de Neurone et l'autre avec la régression linéaire.

Tableau 6 : Résumé de la méthode pour l'estimation du DJMA

| Phases | Description |
|---------|---|
| Phase 1 | Sélection des sites ATR (Enregistreur Automatiques de Trafic) |
| Phase 2 | Regroupement des données |
| Phase 3 | Préparation des données |
| Phase 4 | Normalisation des volumes horaires de trafic |
| Phase 5 | Sélection des paramètres |
| Phase 6 | Développement des modèles d'IA pour les données horaires manquantes avec les méthodes |
| Phase 7 | Évaluation des méthodes et modèles |

Modèle avec la méthode des réseaux de neurone

La méthode Feed-forward backpropagation est ici utilisée ainsi que la fonction tan-sigmoïd pour calculer la sortie de chaque Neurone.

L'algorithme d'entraînement est celui de Levenberg-Marquardt, recommandé pour plusieurs problèmes de prédiction sauf en cas bruit sur les données ou encore si les données sont en petite quantité.

La figure ci-dessous donne une illustration du modèle de réseau de neurone utilisé Avec les Input factor et l'output factor qui permet d'estimer le DJMA.

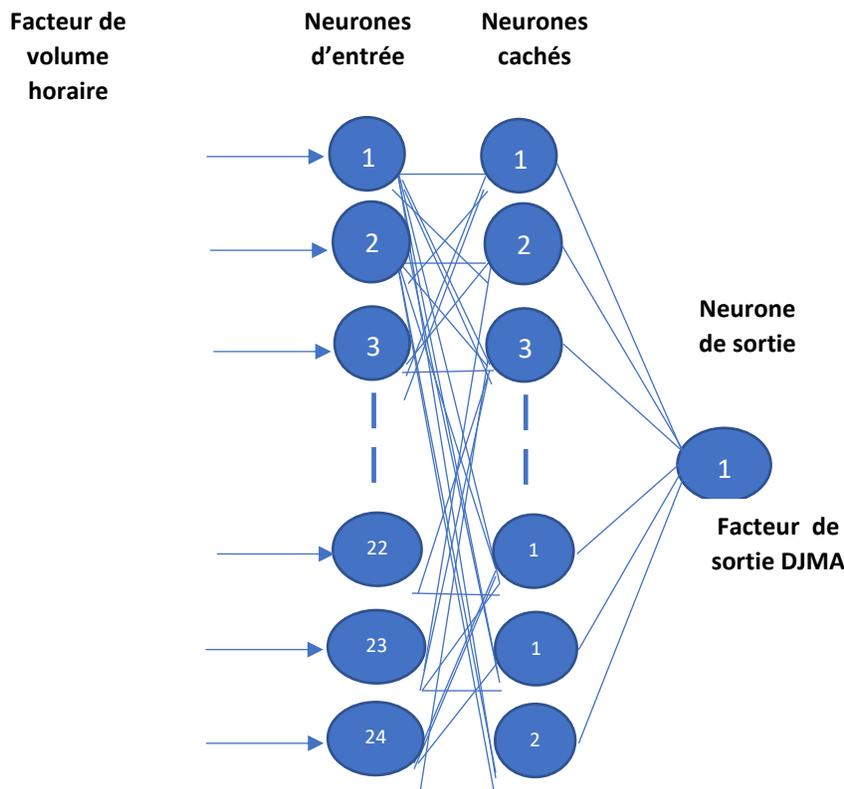


Figure 12: Modèle de prédiction par réseau de neurone

Explication de l'architecture neuronale

Comme le montre la figure, notre architecture est composée de 24 neurones d'entrée qui correspondent aux facteurs de volume horaire de chacune des 24 heures d'une journée.

La deuxième couche est composée de 4 neurones cachés et la dernière couche d'un neurone de sortie qui contient le facteur de sortie du DJMA.

Les facteurs d'entrée sont calculés par la formule

$$\text{Facteur d'entrée heure } x = \text{DJMA heure } x / \text{somme DJMA des 24heures}$$

$$\text{Facteur de sortie Heure } x = \text{DJMA réel} / \text{Volume journalier du jour choisi}$$

$$\text{Le DJMA estime} = \text{Facteur de sortie DJMA} \times \text{DJMA réel}$$

Modèle avec la méthode de Régression à Vecteurs de Support (RVS) :

La librairie de MATLAB LIBSVM est utilisée ici. Les paramètres du SVR utilisés ici sont C , γ et ϵ

Les paramètres C , et γ sont estimés en utilisant la méthode Grid Search. Leurs valeurs optimales sont obtenues en prenant la meilleure approximation obtenue à l'aide des données d'entraînement.

Le paramètre ϵ est déterminé par la méthode de validation croisée

La méthode RVS utilisée se décompose ainsi qu'il suit :

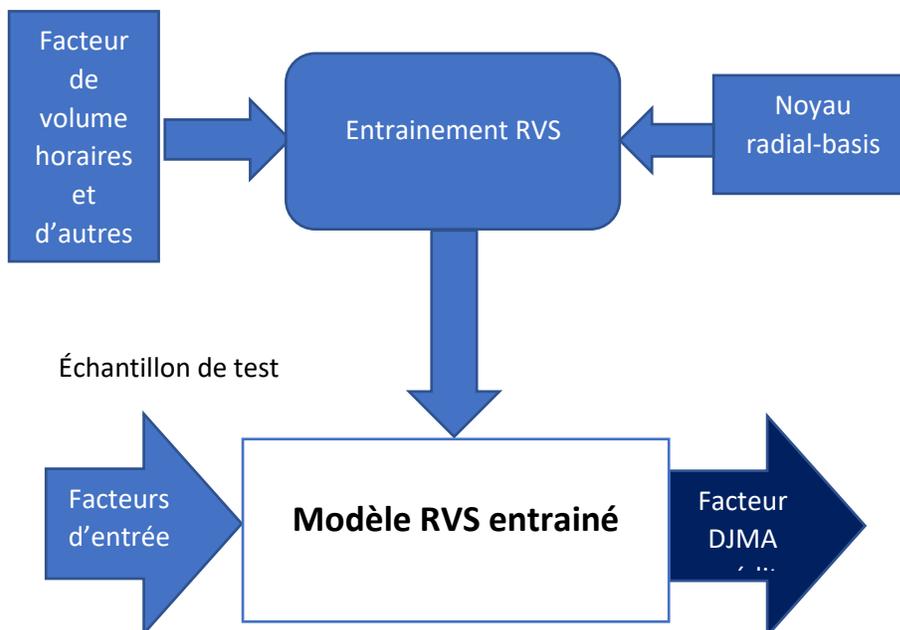


Figure 13: Modèle de prédiction par régression linéaire

Le DJMA estimé = Facteur de sortie DJMA x DJMA calculé

L'algorithme de prédiction se trouve en annexe

Une fois le DJMA estimé, il est ensuite utilisé dans les formules (A) et (B) de calcul du risque vue au 3.2.1

Estimation des Output factor dans Matlab par les réseaux de Neurones

Le logiciel Matlab est utilisé pour déterminer l'Output factor. Le model de réseau de Neurones utilisé dans Matlab est Neural fitting avec plusieurs couches (*Multilayered Feedforward and back propagation*)

Un exemple de schéma obtenu en faisant l'estimation est le suivant :

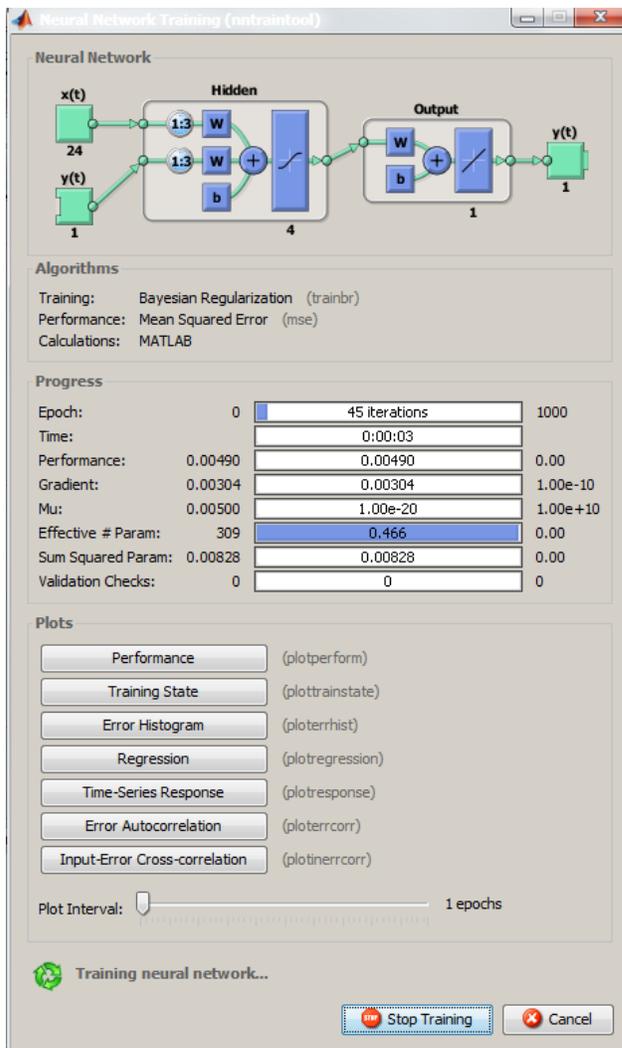


Figure 14: Exemple de schémas obtenu pendant les tests d'estimation

Choix de l'environnement Matlab pour les méthodes d'estimation

L'outil permettant de faire des tests de prédiction utilisé est Matlab R2015a. C'est un outil qui présente plusieurs avantages car contient une vaste librairie de méthodes et processus intégrés qui permettent par exemple de faire des prédictions avec les Réseaux de Neurones. Parmi ces processus, Matlab peut être considéré pour faire des calculs mathématiques, Statistique et d'optimisation. C'est dans cet ensemble de processus que se retrouvent un qui permet de faire la prédiction en utilisant des réseaux de Neurones. Pour cette étude, nous utiliserons *Neural Fitting App*. Le choix de cet environnement est motivé par le fait qu'il est adapté à la simulation que nous faisons dans notre travail. Comme les autres outils de prédiction présents dans la librairie de Matlab, le *Neural Fitting app*, intègre des algorithmes de prédictions comme l'algorithme de *Levenberg-Marquardt* et celui de *régularisation Bayésien*, qui seront utilisés en premier lieu relativement à la prédiction des DJMA

Une autre motivation d'utiliser Matlab c'est la richesse de sa librairie qui contient pour les réseaux de Neurone plusieurs fonctions d'entraînement. Ces fonctions ayant des performances différentes répondent à notre objectif d'utiliser des méthodes de prédictions avec des précisions différentes. Les fonctions d'entraînement de la librairie Matlab que nous avons retenus pour notre sont les suivantes et décrites comme suit :

Trainlm : qui est une fonction d'entraînement qui mets à jour les poids et les biais de la méthode en fonction de l'optimisation de l'algorithme Levenberg-Marquardt.

Trainbr : Fonction d'entraînement qui fait de la régularisation bayésienne en minimisant une combinaison des carrés des erreurs et poids afin de déterminer la bonne combinaison permettant au réseau de bien se généraliser

Trainscg : Fonction qui met à jour les poids et biais en utilisant la conjugaison du gradient scalaire.

Trainrp : met à jour les poids et biais en fonction de Rprop (Résilient backpropagation Algorithm)

Ces différentes fonctions ont été considérées car elles sont dans les librairies de Matlab donc facile à intégrer, et aussi parce que d'après la littérature elles ont des performances différentes. Elles correspondent bien à notre méthodologie qui est de prendre des méthodes qui performant différemment car elles vont nous donner des précisions différentes.

3.2.4 Application des processus d'évaluation des risques sur les nouvelles données

Dans cette phase du processus d'évaluation des risques des zones, nous procédons par les calculs des indices considérés dans l'étude initiale en considérant les données obtenues par simulation et aussi par estimation.

Pour analyser les impacts des différences de précision nous considérons plusieurs jeux de données qui seront intégrés au niveau des calculs suivants.

Calculs d'indices de risques

Calcul du taux d'accidents critiques : Formule de calcul suivante.

$$T_{crit} = T_{moy} + K * \sqrt{\frac{T_{moy} * 10^6}{Q * T * L}} + \frac{10^6}{2Q * T * L} \quad (\text{A})$$

Avec :

T_{moy} : taux d'accidents moyen pour la catégorie à laquelle appartient le site.

T : nombre de jours de la période considérée ;

L : longueur du tronçon en kilomètres

Q : débit journalier moyen annuel = DJMA (Débit journalier Moyen Annuel)

Nous notons donc ici l'importance du paramètre DJMA dans le calcul du taux critique des accidents dans une zone. Nos méthodes de prédiction présentées dans le chapitre de l'état de l'art doivent être d'une précision à même de nous donner le meilleur calcul de l'indice de risque auquel cas les décisions prises seront mauvaises.

Taux d'accidents : Il s'exprime pour une période donnée en considérant le débit des véhicules. Il fournit le nombre d'accidents par million de véhicules-kilomètres.

$$T_{acc} = \frac{A * 10^6}{Q * T * L} \quad (\text{B}) \text{ formule utilisée pour calculer le } T_{moy} ; \text{ avec :}$$

A : nombre d'accidents ;

Q = DJMA : débit journalier moyen annuel

T : nombre de jours de la période considérée ;

L : longueur en kilomètres de la portion de la route considérée.

Dans le cas des intersections, L = 1, par convention.

Fréquence des accidents : Cet indice permet de trouver le nombre d'accidents par Km. Il permet d'établir une relation entre le nombre des accidents durant **cinq ans** et la longueur du tronçon concerné. Cet indice est calculé comme suit :

Fréquence d'accidents = Nombre total d'accidents / Longueur du tronçon (km)

Calcul de l'indice de gravité: calculé selon la formule suivante.

$$I_g = \frac{9.5(aM+aBG)+3.5(aBL)+aDMS}{A}$$

Avec :

aM : nombre d'accidents mortels ; **aBG** : nombre d'accidents avec blessures graves ; **aBL** : nombre d'accidents avec blessures

légères; aDMS : nombre d'accidents avec dommages matériels seulement; **A** : nombre total d'accidents.

Identification de sites potentiellement problématiques à fréquence élevée

L'identification des risques potentiels est basée sur des relations entre les différents indices calculés.

- ***Taux d'accidents supérieur au taux critique.***
- ***Indice de gravité supérieur à l'indice de gravité calculé pour la catégorie à laquelle appartient le site.***

Fréquence d'accidents supérieure ou égale à quatre accidents par 100 m (pour les tronçons) ou quatre accidents (pour les intersections) sur une période de **cinq ans**. Ce seuil peut être adapté au territoire d'étude

3.3 Définir une méthodologie pour faire un choix judicieux des méthodes de prédiction

Le choix du modèle de trafic est d'une importance capitale. En effet, plus le modèle est fidèle au trafic qu'il veut représenter, plus les prédictions du trafic sont bonnes. Il est donc crucial d'avoir un bon processus pour le choix d'une meilleure méthode de prédiction ou un bon modèle de prédiction.

Dans la suite nous allons proposer une méthodologie pour faire un choix d'un modèle de prédiction.

Pour réaliser notre objectif, nous allons procéder de la manière suivante :

Procéder à une étude analytique et aussi expérimentale

- Dans l'étude analytique, nous allons
 - o démontrer comment le modèle de prédiction répond aux critères de sélection préétablis sur la base de ses paramètres.
 - o S'assurer que le modèle de prédiction contient les paramètres qui permettent de mieux représenter le trafic qu'il veut prédire.
- Dans l'étude expérimentale
 - o Procéder à la collecte de plus de données des DJMA
 - o Estimer le DJMA avec les différentes méthodes de prédiction retenues comme candidates selon de notre revue de littérature
 - o Comparer les résultats basés sur les différentes estimations des DJMA
 - o Conclure sur notre choix de méthode supporté par les éléments de notre analyse et des processus définis.

En somme nous seront en mesure de faire les différents choix incluant ceux des méthodes de prédiction grâce à notre méthodologie et les divers tests définis dans cette étude. La suite des travaux selon notre approche nous permettra de répondre à nos deux objectifs fixés à savoir, 1) démontrer l'impact de la précision des prédictions des DJMA au niveau du processus

d'évaluation des zones d'une ville pour la sécurité routière, et 2) faire un choix judicieux des méthodes de prédiction de trafic afin de garantir des résultats réalistes. Au niveau pratique notre étude permettra une bonne sécurité routière basée sur une prévisibilité fiable optimisant les investissements dans nos infrastructures routières.

Le chapitre 4 qui suit nous présentera les résultats expérimentaux sur la base de notre méthodologie pour répondre à ces deux objectifs

Chapitre 4 Résultats et contribution de la recherche

4.1 Rappel de l'objectif de notre travail

Le but de ce chapitre est d'approfondir et de compléter l'approche de résolution présentée dans le chapitre 3. Un modèle de simulation et des analyses relativement aux résultats font l'objet de ce chapitre.

Tel que présenté dans le chapitre précédent, l'objectif de notre travail est de démontrer l'impact de la précision dans la prédiction du trafic routier. Pour ce faire nous avons décrit la méthode utilisée dans le chapitre 3 de la méthodologie, et les résultats obtenus nous permettent de définir un cadre de travail que nous vous présentons ci-dessous et qui permet d'atteindre notre objectif.

Les résultats obtenus démontrent qu'il y a un véritable impact de la précision dans les prédictions des données, et peu importe la méthode de prédiction utilisée, si nous ne mesurons pas l'impact des résultats en fonction de leur précision, il se pourrait que nous soyons en train de tirer de mauvaise conclusion dans notre étude.

4.2 Définition du cadre de travail

Tenant compte des résultats obtenus et publiés [*Chiali et al. 2018*], [*Benyahia et Njoh Njoh 2016*], 1, le contexte de notre étude empirique est basé sur l'une des zones identifiées dans [*Chiali et al. 2018*]. Voir la figure 2 L'objectif des tests expérimentaux est de trouver les niveaux de prédiction acceptables afin de considérer les résultats qui en découlent dans le but de prendre les décisions nécessaires relativement aux zones d'une ville. Le trafic routier et plus particulièrement le débit moyen journalier présente le point central de notre étude. Nous présentons ci-dessous les étapes suivantes pour développer notre approche expérimentale.

Étape 1 : définir l'infrastructure routière ou une zone pertinente sur laquelle on fait des prédictions (en T, en O, en U, en I ou en X, ou une zone géographique)

La définition de l'infrastructure permet de limiter les erreurs de prédiction car le comportement des usagers dans une infrastructure identique est plus fiable que si l'infrastructure est changeante, par exemple dans une infrastructure d'un carrefour avec un stop, le comportement des véhicules est différent de celui des véhicules dans un rond-point.

Dans notre étude de cas, nous avons considéré une zone géographique de la ville de Gatineau, sur la base des données d'accidents et de trafic produites par la ville. Voir [*Chiali et al 2018*], où nous avons sélectionné une zone potentiellement à risque pour faire notre étude.

Étape 2 : définir les paramètres pertinents à estimer qui permettent de prendre une décision qui auront un impact.

Dans notre étude de cas nous nous sommes limités à estimer le débit journalier moyen annuel (DJMA), qui est un paramètre très important dans l'évaluation du trafic routier. C'est un paramètre dont l'estimation permet de définir le besoin en infrastructure routière dans l'avenir, et celui-ci a également un impact très important dans la sécurité routière. C'est dans ce cadre que nous l'avons utilisé dans notre travail.

Notre étude fait partie d'une étude plus globale, qui concerne la problématique d'évaluation des risques selon divers aspects comme les contextes des lieux des accidents. [Chiali et Al, 2018].

Pour ce projet particulier, nous proposons ainsi l'étude des paramètres comme la vitesse, le DJMA, le taux d'accidents et l'indice de gravité. Ces paramètres combinés permettent de prendre des décisions plus pertinentes relativement aux mesures à prendre face aux risques de la sécurité routière.

Étape 3 : définir un environnement de simulation adapté, qui prend en compte tous les paramètres à estimer.

Dans notre étude nous avons considéré l'outil de simulation SUMO. Ce simulateur est du domaine public et est utilisé par de nombreux chercheurs dans le domaine des transports. Aussi, son choix convient aux besoins de notre étude vu qu'il est lié au modèle microscopique. [Njoh Njoh & Benyahia 2016].

Étape 4 : définition des critères de décision basés sur les paramètres à estimer

Il est important de définir ou d'avoir des critères de décision qui nous permettront de conclure si oui ou non nous avons une bonne estimation.

Dans notre étude nous avons utilisé les formules de sécurité routière tel que présenté dans notre papier [Chiali et al 2018], ainsi que l'algorithme de décision suivant proposé par le Ministère des Transports du Québec [J. E Soto Rodriguez 2014]

| | |
|--|--|
| <p>Taux d'accidents : $T_{acc} = \frac{A * 10^6}{V * T * L}$</p> <p>nombre d'accidents par million de véhicules-kilomètres.</p> <p>A : nombre d'accidents ;</p> <p>V : débit journalier moyen annuel (AADT) ;</p> <p>T : nombre de jours de la période considérée ;</p> <p>L : longueur en kilomètres de la portion de la route considérée.</p> <p>Dans le cas des intersections, L=1, par convention.</p> | <p>Taux critique :</p> $T_{crit} = T_{moy} + K * \sqrt{\frac{T_{moy} * 10^6}{Q * T * L} + \frac{10^6}{2Q * T * L}}$ <p>T_{moy} : taux d'accidents moyen pour la catégorie à laquelle appartient le site</p> <p>Q : débit journalier moyen annuel ;</p> <p>T : nombre de jours de la période considérée;</p> <p>L : longueur du tronçon en kilomètres</p> <p>K : variable statistique</p> |
|--|--|

| |
|---|
| <p>Indice de gravité: $I_g = \frac{9.5(aM+aBG)+3.5(aBL)+aDMS}{A}$</p> <p>aM: nombre d'accidents mortels;</p> <p>aBG : nombre d'accidents avec blessures graves;</p> <p>aBL : nombre d'accidents avec blessures légères;</p> <p>aDMS : nombre d'accidents avec dommages matériels seulement;</p> <p>A : nombre total d'accidents.</p> |
|---|

Figure 15 : Formules de calcul de sécurité routière [24]

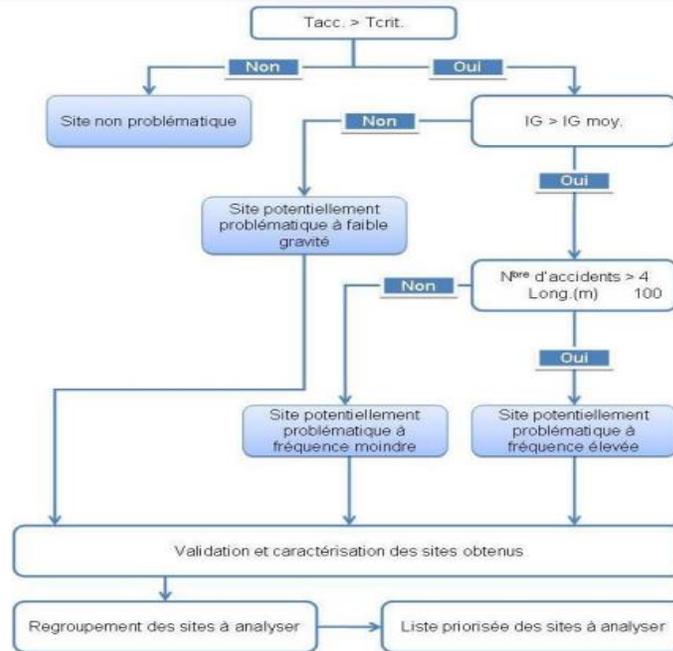


Figure 16: Algorithme de décision des sites potentiellement problématiques [16]

Étape 5 : choix de la méthode d'estimation ou de prédiction

Notre approche de résolution prend en considération la possibilité d'avoir plusieurs méthodes d'estimation qui peuvent répondre aux exigences d'évaluation de sites au niveau de la sécurité routière. Dans ce cas, nous proposons d'étudier, tester et analyser diverses méthodes d'estimation incluant celles qui sont considérées comme précises dans la littérature.

Dans notre étude nous avons choisi deux principales méthodes d'estimations suivant la littérature à savoir une méthode basée sur la **régression linéaire**, et une méthode basée sur les **réseaux de Neurones** ainsi que 4 algorithmes différents des réseaux de neurone, retenus dans notre état de l'art. Ces algorithmes ont des niveaux de précision différents.

Étape 6 : calcul de la précision de la prédiction

La formule du calcul de la précision de la prédiction s'exprime de la manière suivante :

$$\text{Précision} = 1 - \text{Erreur}$$

$$\text{Erreur} = \frac{|DJMA_{estime} - DJMA_{reel}|}{100}$$

Pour chacune de ces variantes de méthode, le modèle de donnée retenu dans notre état de l'art est le suivant :

Modèle individuel Mois : Jour, Facteur de volume horaire.

Le mois choisit est le mois de janvier, les facteurs de volume horaires sont calculés tel qu'expliqué au chapitre 3, pour chaque jour du mois de Janvier. Ce qui donne pour chaque jour 24 facteurs de volume horaire pour les 31 jours du mois de Janvier. Ce qui donne comme paramètres d'entrée une matrice 31x24. Nous avons également une matrice 1x24 qui constitue les valeurs de sortie désirée et qui sont calculé comme indiqué au chapitre 3 de la méthodologie.

Notre fichier de données d'entrées est ainsi constitué d'une matrice 31x24 de facteur horaire d'entrée 1x24 de facteur de sortie.

Pour les réseaux de Neurone et tous ses algorithmes, nous avons choisi comme valeurs d'entraînement la matrice 20x24 pour éviter le surentrainement, tandis que pour la régression les valeurs d'entraînement. Ci-dessous une image d'un test en cours

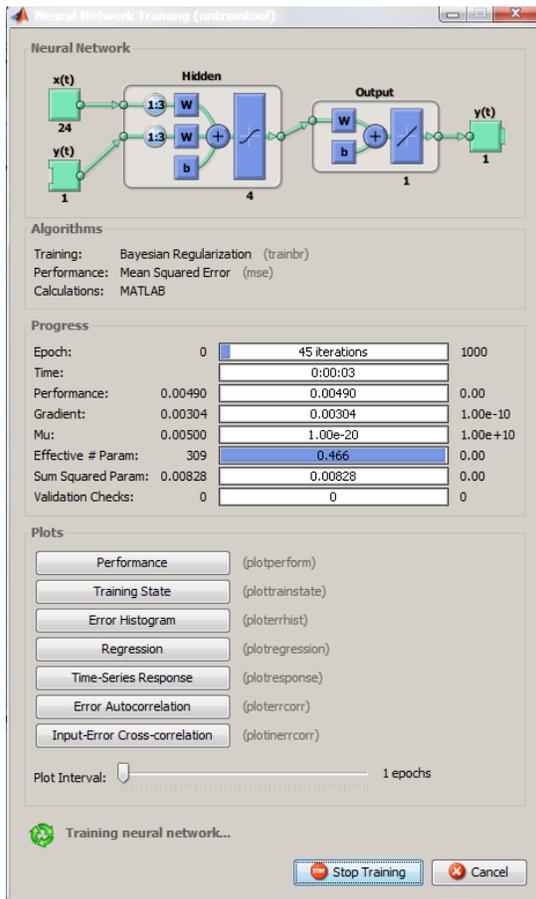


Figure 17: Test en cours avec l'algorithme trainbr

La section suivante présente des résultats des tests réalisés à partir des données collectées selon le modèle présenté précédemment. Tel que mentionné précédemment, nos tests concernent une zone au niveau de la Ville de Gatineau. Celle-ci représente le cadre du travail expérimental.

Les estimations sont faites pour chaque méthode d'estimation et pour chaque valeur à prédire. Les résultats de prédiction sont ensuite utilisés et introduit pour le calcul du taux critique et du taux d'accident, et la précision de l'estimation. Tant que le taux d'accident est plus petit que le taux critique, nous considérons la précision bonne jusqu'à ce que ce sens s'inverse et alors la précision qui est à la limite de ce changement constitue notre seuil et définit ainsi une borne de l'intervalle de confiance

4.3 Présentation des résultats

4.3.1 Considérations importantes sur les données de simulation

Les résultats que nous vous présentons dans les prochaines lignes sont crédibles à plus d'un titre grâce au traitement de données que nous avons effectué et aussi grâce au choix de plusieurs méthodes de prédiction validées par l'outil Matlab

En plus des défis décrits dans le chapitre 3 sur le calibrage de l'outil de simulations afin d'avoir un trafic permettant de recueillir des données utilisables, il est important de mentionner également les défis au niveau des données obtenus après simulation.

Après le recueil des données brutes, nous avons fait les remarques suivantes :

- trafic horaire nul pour plusieurs heures du mois
- trafic assez uniforme et pas assez différencier entre les jours de la semaine
- D'après [*Luo Zongfan et Al, (2015)*], le trafic de certaines journées est plus significatif et dense que d'autres. En nous basant sur ces recherches, nous avons effectué le traitement des données recueillies à la simulation et avons injecté du trafic à certaines journées pour avoir des données plus réalistes possibles. Ceci a permis d'avoir un DJMA le paramètre d'entrée le plus important ici, calculé le plus proche possible de la réalité.

L'existence des valeurs nulles dans les quantités de trafic horaire donnait également des valeurs nulles au niveau des « input factor », ce qui aurait eu pour effet de biaiser le résultat final. En éliminant ces valeurs nulles, nous nous sommes assurés de la consistance des données à utiliser pour la prédiction.

Quant à l'utilisation des multiples méthodes de prédiction, cela nous a permis d'avoir une variété d'approche dans la simulation ont rendu plus crédibles nos résultats

4.3.2 Dans la simulation du trafic avec SUMO

Après plusieurs simulations dans l'outil avec plusieurs modèles de trafic intégrés à l'outil comme IDM et Kraus modèle par défaut de SUMO, et en variant les vitesses de simulation de 30 km/h à 70 Km/h, nous nous sommes confrontés à un problème de débit de véhicules dans l'outil. Après un certain temps de simulation nous avons toujours la congestion dans le trafic quel que soit la vitesse initiale configurée, ce qui donnait une vitesse relative presque nulle comme le montre la figure ci-dessous. Afin de surmonter cette difficulté et avoir une fluidité normale, nous avons procédé à un calibrage

Résultats de détermination du seuil de précision des méthodes

Ci-dessous les résultats des différentes précisions des prédictions du DJMA auquel nous avons appliqué les formules de sécurité routière, afin de comparer le taux d'accident au taux critique, pour la zone de simulation considérée.

Nous voyons apparaître un **seuil** à partir duquel la zone choisie est considérée **comme une zone à risque** pourtant elle ne l'est pas quand on calcul les indices de sécurité routière avec le DJMA réellement calculé

Tableau 7: Paramètres de sécurité routière avec le DJMA calculé

| | |
|---|-------------|
| DJMA réel | 4238 |
| Taux accident | 70,7881076 |
| Taux critique | 87,26248771 |
| Taux accident < Taux critique → Zone pas à risque | |

Dans le tableau ci-dessus, nous avons présenté le DJMA simulé réel, et nous avons ensuite calculé le taux d'accident et le taux critique, que nous avons ensuite comparé. Ceci a permis de caractériser la zone dans laquelle nous travaillons à travers les résultats de la simulation comme une zone potentiellement non risquée

Tableau 8 Précision de la prédiction avec les différentes méthodes de prédiction

| Méthodes | Erreur | Précision | Taccident | Tcritique |
|------------|--------|-----------|-----------|-----------|
| Trainlm | 4,99% | 95,01% | 74,51 | 87,60 |
| Trainrp | 19,28% | 80,72% | 87,69 | 91,18 |
| Trainlm | 19,81% | 80,19% | 88,27 | 91,33 |
| Trainscg | 21,43% | 78,57% | 90,09 | 91,80 |
| Régression | 23,43% | 76,57% | 92,44 | 92,41 |
| Trainlm | 24,40% | 75,60% | 93,63 | 92,71 |
| Trainrp | 30,58% | 69,42% | 101,96 | 94,81 |
| Trainrp | 31,57% | 68,43% | 103,45 | 95,18 |
| Trainscg | 31,88% | 68,12% | 103,91 | 95,29 |
| Trainlm | 37,16% | 62,84% | 112,65 | 97,41 |

Le tableau 2 récapitule les résultats obtenus de la simulation du DJMA avec les méthodes de simulation, auxquels nous avons appliqué les formules de sécurité routière afin de comparer le taux d'accident et le taux de critique

Ces résultats sont obtenus en considérant deux méthodes de prédictions qui sont les réseaux de Neurones et la régression. Notre objectif étant d'obtenir des résultats de précision différente pour notre démonstration, nous avons donc considéré les résultats de la méthode de prédiction de Regression avec les différents résultats des de la méthode des réseaux de Neurone qui offre plusieurs variantes grâce aux deux algorithmes d'apprentissage *Levenberg-Marquardt* et celui de *régularisation Bayésien*. Ces deux algorithmes qui sont utilisées dans nos différentes fonctions d'entraînement, qui a la base ont des précisions différentes. Les résultats obtenus proviennent donc de la variation de nos deux algorithmes d'apprentissage des réseaux de Neurone et de nos différentes fonctions d'entraînement

La précision de la prédiction est donc calculée grâce à la formule donnée à l'étape 6 plus haut. La représentation graphique de ces résultats nous donne un résultat clair de ce que nous recherchons.

Le graphique ci-dessous montre clairement qu'en deca de **76.67%** de précision, la prédiction du DJMA n'est plus fiable puisque le **taux d'accident** devient supérieur au **taux critique**.

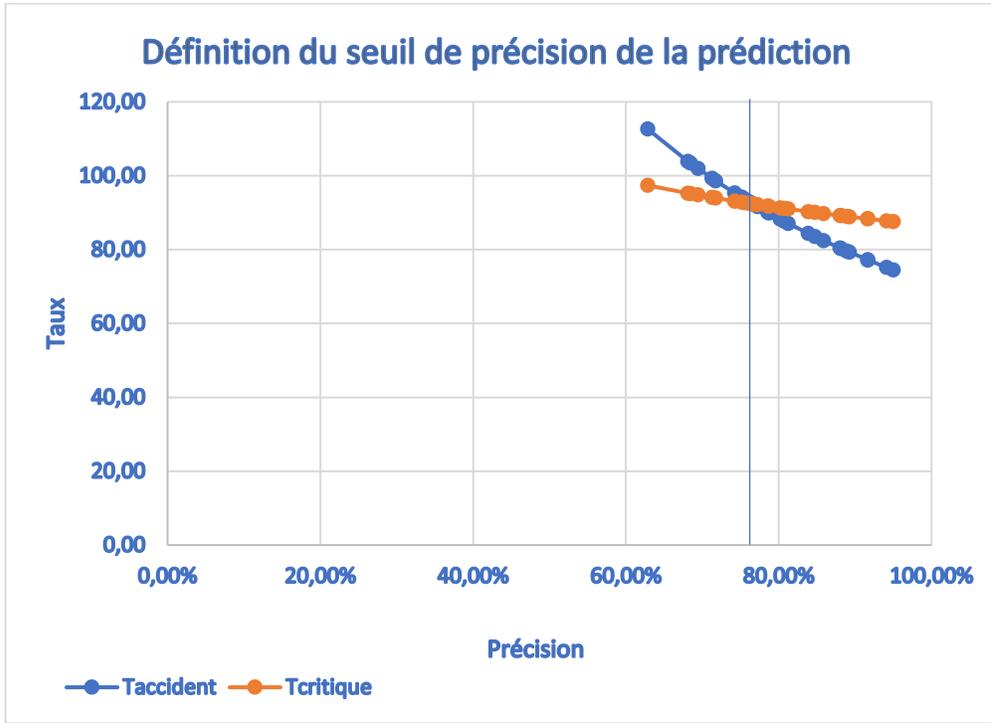


Figure 18: Graphique du calcul des taux d'accident vs précision

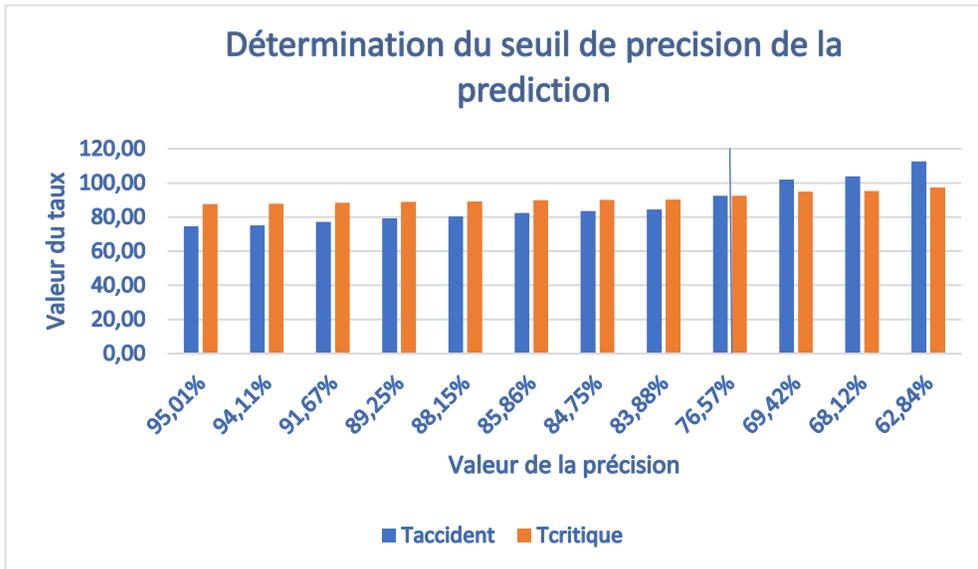


Figure 19 : Graphique en bâton illustrant le seuil de précision

Processus détermination du seuil de précision du DJMA

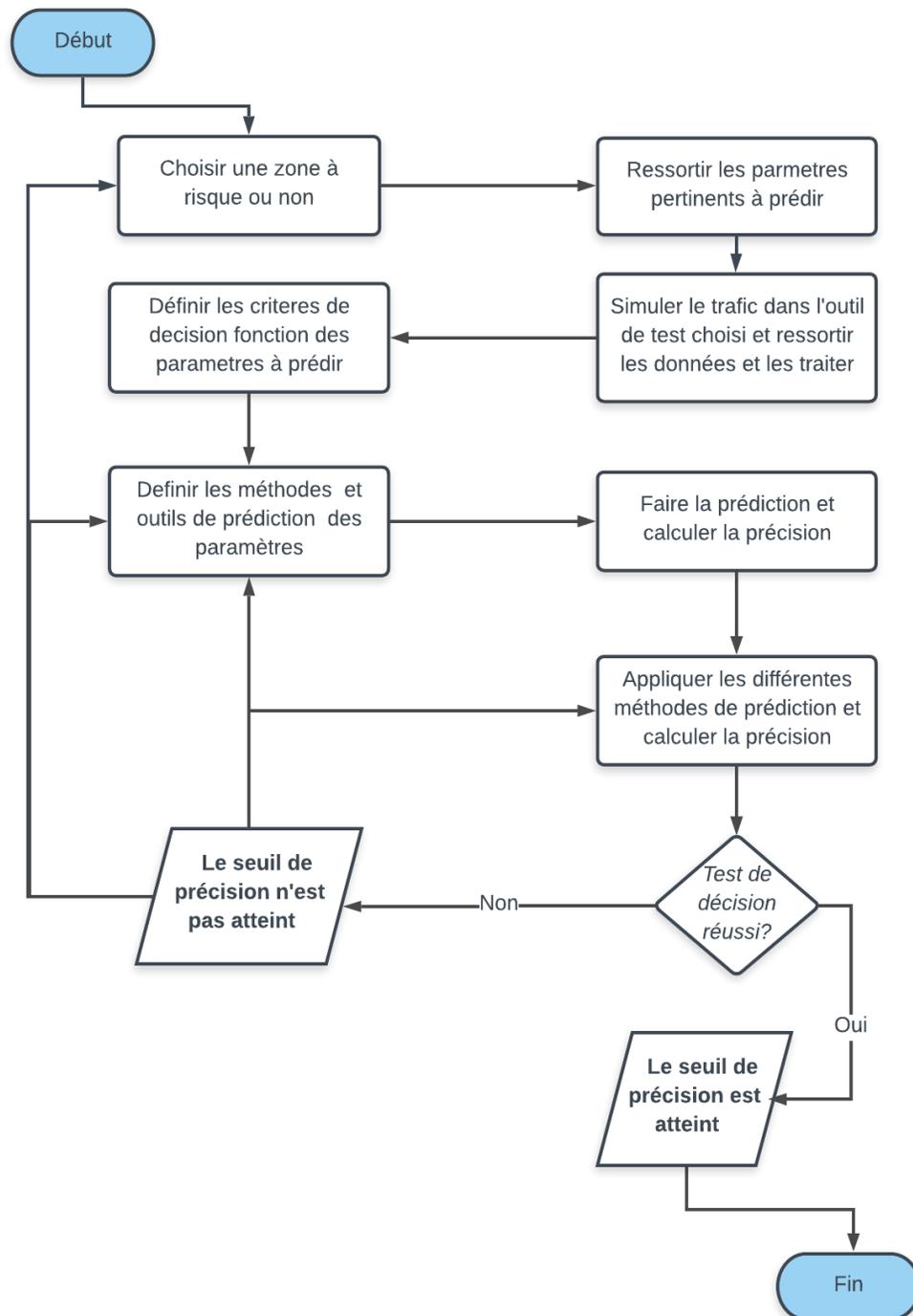


Figure 20: processus de choix de méthodes de prédiction

Le seuil est obtenu en prenant les estimations des différentes précisions et à les appliquant aux critères de décision. Nous arriverons ainsi à un niveau où l'estimation ne nous donne plus un résultat fiable selon notre critère de décision. Alors nous allons définir la dernière valeur de la précision qui nous donne une estimation qui permet de prendre une bonne décision comme le seuil de précision. Ce seuil de confiance nous permet de dire jusqu'à quel point nous pouvons faire confiance à notre prédiction. La détermination de ce seuil donne une assurance à l'estimation ou la prédiction en mettant les garanties sur l'utilisation de la valeur prédite dans notre cadre de travail. C'est une valeur qui a une grande importance tant dans la validation de notre méthode que dans la prise de décision.

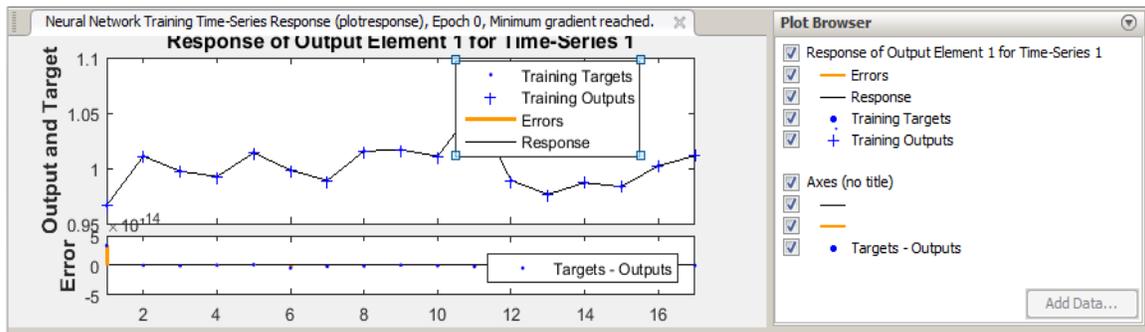


Figure 21: Exemple de Diagramme d'erreur obtenu dans Matlab pour algorithme Trainlm

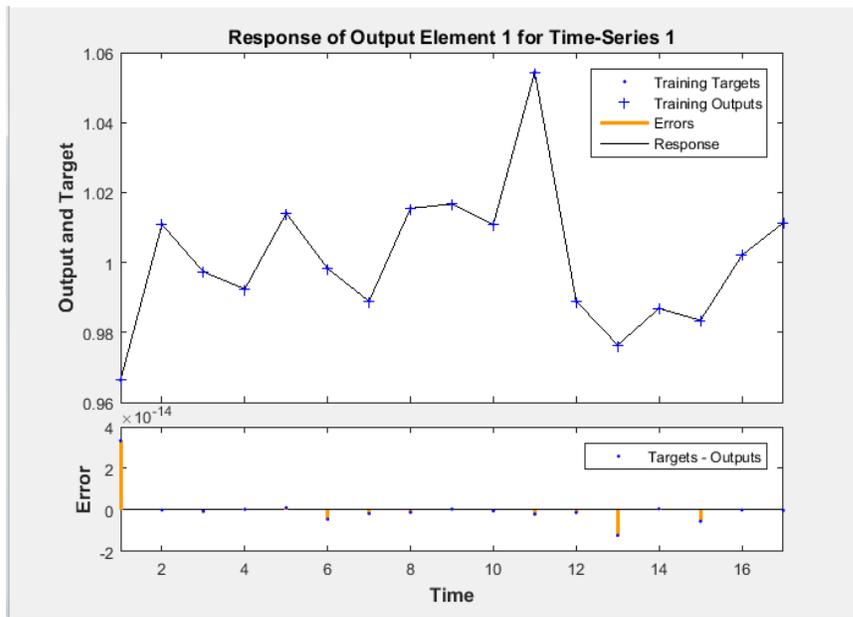


Figure 22: Exemple de Diagramme d'erreur obtenu dans Matlab pour algorithme BR

4.5 Discussion et analyse des résultats obtenus

Le seuil de confiance que nous définissons ici est le taux de précision de confiance pour faire des prédictions crédibles.

Les résultats présentés dans la section précédente *Figure.3 et Figure .4* nous démontrent bien qu'il y a un seuil de tolérance est ici autour de **77%** pour accepter les méthodes de prédiction selon des contextes particuliers. Ceci va contribuer à prendre les bonnes décisions relativement aux zones étudiées et celles qui sont similaires dans la sécurité routière. Toute précision inférieure à cette valeur ne nous permettra pas de prendre une décision qui correspond à la réalité de notre zone. Un autre résultat important de cette étude, concerne la définition d'un cadre d'étude pour calibrer les tests concernant l'utilisation de méthodes de prédiction. Ce qui nous permet de valider le cadre de travail que nous avons proposé au **4.2**. Ce cadre est alors réutilisation et peut être instanciés selon les particularités de zones d'une ville. Sa réutilisation pourrait permettre de considérer les résultats d'estimation avec beaucoup plus de confiance.

Cette étude démontre aussi la difficulté de classer des méthodes de prédiction selon leur taux de précision. Les contextes de leurs utilisations présentent des paramètres importants. Il est à noter, qu'il sera difficile d'exclure certaines utilisations des méthodes de prédiction suite à des tests qui ne représentent pas les contextes réels de leur utilisation.

Le niveau de réutilisation de notre cadre peut être renforcé en le considérant pour d'autres situations afin de prendre en considération d'autres contextes et zones définies selon des géométries différentes (intersections et aussi autoroutes) et même des environnements différents comme urbain vs rural.

Conclusion

En conclusion plus que la méthode de prédiction utilisée, l'étude de l'impact de précision se révèle d'une importance capitale dans l'utilisation des prédictions dans l'intelligence artificielle. Notre cadre de travail devrait permettre de résoudre ce problème dans un contexte bien défini.

Mais l'atteinte de ce résultat n'est sans défis, comme celui du calibrage des outils de simulation, celui du traitement des données pour les rendre le plus réaliste possible, ou encore l'identification des méthodes de prédiction qui répondront au contexte d'expérimentation souhaité. Tous ces défis surmontés ont permis dans notre cadre d'expérimentation, de définir un seuil ou degré de confiance des méthodes de prédiction. La conformabilité de prédiction que nous offrent nos résultats peut être répliqué dans un autre contexte et y permettre également de faire des prédictions que l'on pourrait qualifier de fiables étant donné leur intervalle de confiance.

Une réutilisation dans un autre contexte du cadre de travail que nous avons proposé dans ce document, serait une suite logique de notre recherche qu'il serait intéressant d'explorer.

Chapitre 5 Conclusion générale

Nous notons de plus en plus l'utilisation des méthodes de prédiction pour la sécurité routière depuis de nombreuses années. Les méthodes d'Intelligence Artificielle ont pris le pas sur celles statistiques utilisées dans le passé. Mais dans la pratique on ne voit pas de justifications pour le choix de méthodes et au niveau algorithmique, et la question de choix et comparaison de méthodes au niveau des performances demeure donc complexe (exemple. pour les méthodes d'optimisation, de prédiction, etc.). L'étude des méthodes dans cette étude concerne la prédiction dans le contexte de sécurité routière.

Le présent mémoire avait deux principaux objectifs : **1)** démontrer l'impact de la précision des prédictions des DJMA (Débit Journalier Moyen Annuel) pour la sécurité routière, **2)** définir un processus pour faire un choix judicieux des méthodes de prédiction tenant compte des degrés de précision des prédictions.

L'étude des méthodes de collectes de données a clairement identifié la méthode des boucles Inductive comme l'une des plus performantes quant aux résultats que celle-ci fournit. La revue des différents travaux sur l'estimation nous a permis d'examiner les multiples méthodes de prédiction ainsi que les modèles de trafic. Nous avons défini une méthodologie qui nous a permis d'atteindre ces objectifs. Les critères de choix d'un bon modèle de trafic ont été présentés comme le niveau de détail, l'opérationnalisation, la représentation des processus et l'échelle des variables et d'application.

L'analyse des méthodes de prédiction nous a permis de mettre en évidence les réseaux de neurone et la méthode de régression, qui sont celles qui offraient la meilleure précision et dont l'utilisation a été facilitée par leur intégration dans le logiciel de Matlab qui nous aura servi d'outil de base d'estimation des DJMA. Estimation que nous avons faite sur la base des données de simulation obtenues en intégrant la carte géographique d'une zone de la ville de Gatineau dans l'outil de simulation SUMO. Une calibration de l'outil de simulation a été nécessaire pour garantir des traitements de données réalistes. Nous nous sommes donc assurés d'avoir la plus grande carte qu'OpenStreet Map pouvait extraire et compiler, sur chaque zone géographique afin de rendre le trafic le plus fluide possible sur la zone concernée par une étude. Les données ont également nécessité des traitements pour respecter la réalité et diminuer l'effet de l'outil de simulation qui attribuait un trafic nul à certaines heures du trafic routier qui en réalité devait avoir du trafic. En plus des deux méthodes de prédiction de Matlab retenues, nous avons utilisé quatre fonctions d'entraînement différentes à savoir Trainlm, Trainbr, Trainscg, Trainrp dans l'optique de notre démonstration. Ces fonctions ont été choisies car elles ont des comportements différents au niveau de leur précision, pour répondre à notre besoin d'avoir des méthodes d'estimation de différentes précisions.

Suite aux solutions face aux difficultés de la simulation sur l'outil SUMO et aussi au niveau du logiciel Matlab, nous avons produit des résultats qui nous ont permis de définir un seuil de précision de **77%** pour fournir des paramètres cohérents avec ceux des situations réelles relativement aux normes de la sécurité routière considérées dans cette étude. Cette démarche nous a permis de démontrer l'impact de la précision prédiction sur le trafic

routier. Le résultat que nous avons obtenu définit un seuil de confiance qui nous permet d'utiliser les résultats de prédiction de manière crédible.

Un autre résultat qui découle de cette étude concerne la définition d'un processus de choix de méthodes de prédiction. Ce processus est basé sur la définition d'un cadre d'expérimentation qui prend en compte plusieurs méthodes de prédiction et met en place des critères de décision auxquels on appliquera les différents résultats d'estimation obtenus à l'aide de ces méthodes. Notre cadre permet d'identifier une méthode de prédiction qui nous donne une précision suffisante pour le processus décisionnel relativement à la sécurité des zones concernées. L'application de notre processus est applicable au niveau de toutes villes qui mesurent le DJMA. Elle peut être utilisée dans certaines applications afin de prendre des décisions relativement au transport routier.

Les travaux futurs pourraient être par exemple l'application de notre processus aux données réelles de la ville de Gatineau par exemple. Pour cela, il faudrait avoir une base de données des comptages complets qui permettra de faire des prédictions en se basant sur les données réelles. En plus d'appliquer notre processus dans la sécurité routière, une application pourrait aussi se faire dans d'autres applications de transport comme dans le calcul de l'épaisseur de superposition dans la construction des chaussées [45].

Une automatisation de notre processus selon les contextes des infrastructures pourrait aussi permettre aux responsables de la gestion du trafic routier d'être plus efficace dans la gestion des applications liées à la prédiction de la donnée du DJMA.

Finalement, cette étude apporte des solutions relativement aux questions concernant les comparaisons et choix de méthodes algorithmiques qui peuvent être appliquées dans des contextes réels particuliers.

Annexe 1 - Donnée brutes –janvier –jour1-24heures extraites de SUMO

| Mois | Jours | Heure | Time begin | Time end | Capteur id | nVehContrib |
|---------|--------|---------|------------|----------|----------------------|-------------|
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_-461162068#0_0 | 28 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_461162069_0 | 27 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_461162071_0 | 9 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_461162071_2 | 37 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_-461162069_0 | 64 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_308156703_0 | 26 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_308156703_1 | 3 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 1 | 0 | 3600 | e1det_9897032#15_0 | 73 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_-461162068#0_0 | 38 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_461162069_0 | 30 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_461162071_0 | 15 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_461162071_1 | 3 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_461162071_2 | 40 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_-461162069_0 | 73 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_308156703_0 | 12 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_308156703_1 | 4 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_308156703_2 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 2 | 3600 | 7200 | e1det_9897032#15_0 | 74 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_-461162068#0_0 | 41 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_461162069_0 | 41 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_461162071_0 | 17 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_461162071_1 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_461162071_2 | 37 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_-461162069_0 | 75 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_308156703_0 | 18 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_308156703_1 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 3 | 7200 | 10800 | e1det_9897032#15_0 | 76 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_-461162068#0_0 | 22 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_461162069_0 | 41 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_461162071_0 | 12 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_461162071_2 | 38 |

| | | | | | | |
|---------|--------|---------|-------|-------|----------------------|----|
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_-461162069_0 | 57 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_308156703_0 | 22 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_308156703_1 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 4 | 10800 | 14400 | e1det_9897032#15_0 | 78 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_-461162068#0_0 | 36 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_461162069_0 | 30 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_461162071_0 | 11 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_461162071_1 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_461162071_2 | 37 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_-461162069_0 | 67 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_308156703_0 | 19 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_308156703_1 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_308156703_2 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 5 | 14400 | 18000 | e1det_9897032#15_0 | 62 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_-461162068#0_0 | 31 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_461162069_0 | 31 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_461162071_0 | 9 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_461162071_2 | 41 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_-461162069_0 | 70 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_308156703_0 | 18 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_308156703_1 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_308156703_2 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 6 | 18000 | 21600 | e1det_9897032#15_0 | 68 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_-461162068#0_0 | 32 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_461162069_0 | 28 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_461162071_0 | 6 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_461162071_2 | 49 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_-461162069_0 | 78 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_308156703_0 | 18 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_308156703_1 | 3 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_308156703_2 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 7 | 21600 | 25200 | e1det_9897032#15_0 | 77 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_-461162068#0_0 | 30 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_461162069_0 | 36 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_461162071_0 | 11 |

| | | | | | | |
|---------|--------|----------|-------|-------|----------------------|----|
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_461162071_2 | 36 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_-461162069_0 | 62 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_308156703_0 | 20 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_308156703_1 | 4 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_308156703_2 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 8 | 25200 | 28800 | e1det_9897032#15_0 | 77 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_-461162068#0_0 | 30 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_461162069_0 | 36 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_461162071_0 | 18 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_461162071_1 | 3 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_461162071_2 | 41 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_-461162069_0 | 68 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_308156703_0 | 18 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_308156703_1 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_308156703_2 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 9 | 28800 | 32400 | e1det_9897032#15_0 | 88 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_-461162068#0_0 | 28 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_461162069_0 | 36 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_461162071_0 | 10 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_461162071_2 | 47 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_-461162069_0 | 75 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_308156703_0 | 17 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_308156703_2 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 10 | 32400 | 36000 | e1det_9897032#15_0 | 76 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_-461162068#0_0 | 30 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_461162069_0 | 34 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_461162071_0 | 12 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_461162071_1 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_461162071_2 | 44 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_-461162069_0 | 69 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_308156703_0 | 17 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_308156703_1 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_308156703_2 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 11 | 36000 | 39600 | e1det_9897032#15_0 | 71 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_-461162068#0_0 | 52 |

| | | | | | | |
|---------|--------|----------|-------|-------|--------------------------|-----|
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_461162069_0 | 44 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_461162071_0 | 22 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_461162071_2 | 61 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_-461162069_0 | 108 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_308156703_0 | 35 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_308156703_1 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_308156703_2 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 12 | 39600 | 43200 | e1det_9897032#15_0 | 114 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_- 461162068#0_0 | 70 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_461162069_0 | 67 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_461162071_0 | 23 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_461162071_1 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_461162071_2 | 61 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_-461162069_0 | 123 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_308156703_0 | 47 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_308156703_1 | 2 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_308156703_2 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 13 | 43200 | 46800 | e1det_9897032#15_0 | 141 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_- 461162068#0_0 | 43 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_461162069_0 | 54 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_461162071_0 | 14 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_461162071_1 | 4 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_461162071_2 | 53 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_-461162069_0 | 91 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_308156703_0 | 27 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_308156703_1 | 4 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_308156703_2 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 14 | 46800 | 50400 | e1det_9897032#15_0 | 90 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_- 461162068#0_0 | 1 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_461162069_0 | 4 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 15 | 50400 | 54000 | e1det_9897032#15_0 | 7 |

| | | | | | | |
|---------|--------|----------|-------|-------|--------------------------|---|
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_- 461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 16 | 54000 | 57600 | e1det_9897032#15_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_- 461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 17 | 57600 | 61200 | e1det_9897032#15_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_- 461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 18 | 61200 | 64800 | e1det_9897032#15_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_- 461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_308156703_1 | 0 |

| | | | | | | |
|---------|--------|----------|-------|-------|----------------------|---|
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 19 | 64800 | 68400 | e1det_9897032#15_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_-461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 20 | 68400 | 72000 | e1det_9897032#15_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_-461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 21 | 72000 | 75600 | e1det_9897032#15_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_-461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 22 | 75600 | 79200 | e1det_9897032#15_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_-461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_-461162069_0 | 0 |

| | | | | | | |
|---------|--------|----------|-------|-------|----------------------|---|
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 23 | 79200 | 82800 | e1det_9897032#15_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_-461162068#0_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_461162071_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_461162071_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_461162071_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_-461162069_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_308156703_0 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_308156703_1 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_308156703_2 | 0 |
| janvier | jour01 | heure 24 | 82800 | 86400 | e1det_9897032#15_0 | 0 |

Annexe 2 – Image de la matrice des données input d’estimation

IMPORT VIEW

Range: A1:Y31

Variable Names Row: 1

Column vectors

Numeric Matrix

Cell Array

Table

Replace unimportable cells with NaN

Import Selection

data111.xlsx

| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|---|----------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | VarName1 | VarName2 | VarName3 | VarName4 | VarName5 | VarName6 | VarName7 | VarName8 | VarName9 | VarName10 | VarName11 | VarName12 | VarName13 |
| Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number | Number |
| 1 | 0.0367 | 0.0442 | 0.0350 | 0.0561 | 0.0668 | 0.0474 | 0.0307 | 0.0507 | 0.0646 | 0.0365 | 0.0343 | 0.0362 | 0.0459 |
| 2 | 0.0252 | 0.0408 | 0.0419 | 0.0424 | 0 | Click here to change the target type for this column. | | 0.0410 | 0.0421 | 0.0382 | 0.0467 | 0.0371 | |
| 3 | 0.0595 | 0.0466 | 0.0392 | 0.0515 | 0.0367 | 0.0426 | 0.0430 | 0.0460 | 0.0400 | 0.0415 | 0.0388 | 0.0333 | 0.0466 |
| 4 | 0.0331 | 0.0412 | 0.0527 | 0.0394 | 0.0327 | 0.0451 | 0.0434 | 0.0333 | 0.0356 | 0.0400 | 0.0418 | 0.0475 | 0.0487 |
| 5 | 0.0482 | 0.0275 | 0.0447 | 0.0511 | 0.0357 | 0.0411 | 0.0439 | 0.0479 | 0.0561 | 0.0474 | 0.0401 | 0.0384 | 0.0482 |
| 6 | 0.0427 | 0.0337 | 0.0505 | 0.0402 | 0.0349 | 0.0387 | 0.0471 | 0.0342 | 0.0429 | 0.0318 | 0.0362 | 0.0548 | 0.0480 |
| 7 | 0.0455 | 0.0408 | 0.0400 | 0.0467 | 0.0384 | 0.0453 | 0.0388 | 0.0412 | 0.0451 | 0.0418 | 0.0447 | 0.0341 | 0.0445 |
| 8 | 0.0438 | 0.0379 | 0.0406 | 0.0416 | 0.0463 | 0.0387 | 0.0473 | 0.0446 | 0.0410 | 0.0448 | 0.0373 | 0.0422 | 0.0379 |
| 9 | 0.0481 | 0.0362 | 0.0427 | 0.0524 | 0.0410 | 0.0439 | 0.0391 | 0.0402 | 0.0408 | 0.0435 | 0.0311 | 0.0389 | 0.0501 |
| 10 | 0.0415 | 0.0389 | 0.0446 | 0.0387 | 0.0488 | 0.0452 | 0.0375 | 0.0440 | 0.0393 | 0.0448 | 0.0425 | 0.0454 | 0.0383 |
| 11 | 0.0417 | 0.0422 | 0.0434 | 0.0424 | 0.0390 | 0.0443 | 0.0445 | 0.0432 | 0.0369 | 0.0417 | 0.0417 | 0.0415 | 0.0441 |
| 12 | 0.0299 | 0.0436 | 0.0408 | 0.0506 | 0.0397 | 0.0389 | 0.0402 | 0.0462 | 0.0457 | 0.0397 | 0.0444 | 0.0436 | 0.0489 |
| 13 | 0.0381 | 1.1991 | 1.0695 | 0.8375 | 1.1853 | 0.9345 | 0.8677 | 1.0359 | 0.8745 | 1.2426 | 0.8327 | 1.4402 | 0.8007 |
| 14 | 0.0294 | 0.0441 | 0.0521 | 0.0389 | 0.0439 | 0.0420 | 0.0379 | 0.0408 | 0.0405 | 0.0458 | 0.0423 | 0.0386 | 0.0403 |
| 15 | 0.0477 | 0.0418 | 0.0493 | 0.0355 | 0.0396 | 0.0420 | 0.0410 | 0.0442 | 0.0390 | 0.0448 | 0.0333 | 0.0444 | 0.0466 |
| 16 | 0.0428 | 0.0428 | 0.0437 | 0.0432 | 0.0361 | 0.0477 | 0.0408 | 0.0414 | 0.0370 | 0.0400 | 0.0441 | 0.0380 | 0.0447 |
| 17 | 0.0462 | 0.0471 | 0.0442 | 0.0317 | 0.0408 | 0.0353 | 0.0313 | 0.0391 | 0.0450 | 0.0343 | 0.0465 | 0.0380 | 0.0319 |
| 18 | 0.0446 | 0.0475 | 0.0435 | 0.0390 | 0.0433 | 0.0386 | 0.0437 | 0.0489 | 0.0504 | 0.0334 | 0.0468 | 0.0303 | 0.0342 |
| 19 | 0.0357 | 0.0387 | 0.0466 | 0.0470 | 0.0372 | 0.0424 | 0.0431 | 0.0368 | 0.0437 | 0.0383 | 0.0387 | 0.0407 | 0.0464 |
| 20 | 0.0422 | 1.0792 | 0.7523 | 1.1646 | 0.9738 | 1.2258 | 0.8772 | 0.8400 | 1.2560 | 0.9289 | 0.9694 | 1.0632 | 1.0297 |
| 21 | 0.0385 | 1.0440 | 1.1632 | 0.8824 | 1.0256 | 0.8950 | 1.1564 | 0.9275 | 1.1094 | 0.8122 | 1.2486 | 1.0509 | 0.9824 |
| 22 | 0.0325 | 0.0454 | 0.0431 | 0.0471 | 0.0401 | 0.0359 | 0.0372 | 0.0393 | 0.0412 | 0.0335 | 0.0435 | 0.0467 | 0.0448 |
| 23 | 0.0400 | 0.0445 | 0.0341 | 0.0432 | 0.0380 | 0.0440 | 0.0473 | 0.0380 | 0.0400 | 0.0420 | 0.0466 | 0.0380 | 0.0420 |
| 24 | 0.0471 | 0.0433 | 0.0422 | 0.0484 | 0.0388 | 0.0374 | 0.0392 | 0.0420 | 0.0563 | 0.0419 | 0.0467 | 0.0404 | 0.0411 |
| 25 | 0.0461 | 0.0459 | 0.0389 | 0.0423 | 0.0363 | 0.0380 | 0.0412 | 0.0361 | 0.0376 | 0.0425 | 0.0471 | 0.0495 | 0.0580 |
| 26 | 0.0354 | 0.0444 | 0.0415 | 0.0403 | 0.0493 | 0.0352 | 0.0436 | 0.0372 | 0.0409 | 0.0419 | 0.0395 | 0.0429 | 0.0477 |
| 27 | 0.0493 | 0.0513 | 0.0406 | 0.0307 | 0.0415 | 0.0287 | 0.0363 | 0.0460 | 0.0311 | 0.0388 | 0.0338 | 0.0475 | 0.0344 |
| 28 | 0.0382 | 0.0447 | 0.0369 | 0.0426 | 0.0375 | 0.0318 | 0.0388 | 0.0420 | 0.0394 | 0.0441 | 0.0411 | 0.0422 | 0.0477 |
| 29 | 0.0340 | 0.0485 | 0.0449 | 0.0464 | 0.0377 | 0.0391 | 0.0408 | 0.0338 | 0.0433 | 0.0501 | 0.0342 | 0.0400 | 0.0439 |
| 30 | 0.0505 | 0.0352 | 0.0509 | 0.0332 | 0.0428 | 0.0535 | 0.0384 | 0.0428 | 0.0473 | 0.0507 | 0.0451 | 0.0334 | 0.0330 |
| 31 | 0.0502 | 0.0402 | 0.0398 | 0.0340 | 0.0383 | 0.0381 | 0.0388 | 0.0436 | 0.0466 | 0.0366 | 0.0380 | 0.0529 | 0.0298 |

| N | O | P | Q | R | S | T | U | V | W | X | Y |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| VarName14 | VarName15 | VarName16 | VarName17 | VarName18 | VarName19 | VarName20 | VarName21 | VarName22 | VarName23 | VarName24 | VarName25 |
| Number |
| 0.0413 | 0.0510 | 0.0316 | 0.0231 | 0.0404 | 0.0421 | 0.0330 | 0.0381 | 0.0382 | 0.0381 | 0.0378 | 0.5274 |
| 0.0506 | 0.0424 | 0.0415 | 0.0446 | 0.0385 | 0.0436 | 0.0428 | 0.0414 | 0.0507 | 0.0405 | 0.0401 | 0.5904 |
| 0.0420 | 0.0413 | 0.0348 | 0.0364 | 0.0403 | 0.0472 | 0.0286 | 0.0417 | 0.0381 | 0.0401 | 0.0443 | 0.8024 |
| 0.0467 | 0.0465 | 0.0481 | 0.0354 | 0.0489 | 0.0418 | 0.0448 | 0.0448 | 0.0380 | 0.0374 | 0.0331 | 0.8561 |
| 0.0431 | 0.0254 | 0.0411 | 0.0454 | 0.0301 | 0.0364 | 0.0456 | 0.0367 | 0.0287 | 0.0477 | 0.0494 | 0.7074 |
| 0.0440 | 0.0394 | 0.0463 | 0.0509 | 0.0452 | 0.0505 | 0.0336 | 0.0376 | 0.0399 | 0.0321 | 0.0448 | 0.6810 |
| 0.0346 | 0.0459 | 0.0372 | 0.0422 | 0.0380 | 0.0348 | 0.0473 | 0.0471 | 0.0410 | 0.0443 | 0.0404 | 0.8390 |
| 0.0479 | 0.0387 | 0.0442 | 0.0493 | 0.0414 | 0.0397 | 0.0383 | 0.0450 | 0.0346 | 0.0359 | 0.0412 | 0.8319 |
| 0.0456 | 0.0472 | 0.0369 | 0.0358 | 0.0443 | 0.0319 | 0.0356 | 0.0439 | 0.0402 | 0.0476 | 0.0429 | 0.8777 |
| 0.0425 | 0.0440 | 0.0466 | 0.0393 | 0.0417 | 0.0482 | 0.0317 | 0.0405 | 0.0428 | 0.0339 | 0.0393 | 0.8545 |
| 0.0396 | 0.0495 | 0.0417 | 0.0426 | 0.0348 | 0.0407 | 0.0419 | 0.0352 | 0.0474 | 0.0428 | 0.0371 | 0.8933 |
| 0.0468 | 0.0442 | 0.0393 | 0.0425 | 0.0359 | 0.0402 | 0.0423 | 0.0348 | 0.0372 | 0.0438 | 0.0406 | 0.9055 |
| 0.7884 | 1.2579 | 0.8828 | 1.1801 | 1.0361 | 1.0504 | 0.6568 | 1.0787 | 1.5417 | 0.8345 | 0.6559 | 0.7478 |
| 0.0458 | 0.0480 | 0.0364 | 0.0435 | 0.0437 | 0.0396 | 0.0336 | 0.0453 | 0.0386 | 0.0377 | 0.0512 | 0.7236 |
| 0.0380 | 0.0432 | 0.0434 | 0.0424 | 0.0428 | 0.0426 | 0.0410 | 0.0353 | 0.0432 | 0.0422 | 0.0368 | 0.8395 |
| 0.0457 | 0.0418 | 0.0404 | 0.0392 | 0.0416 | 0.0459 | 0.0408 | 0.0461 | 0.0433 | 0.0416 | 0.0313 | 0.8350 |
| 0.0462 | 0.0402 | 0.0500 | 0.0441 | 0.0410 | 0.0420 | 0.0492 | 0.0422 | 0.0498 | 0.0481 | 0.0360 | 0.8082 |
| 0.0439 | 0.0412 | 0.0469 | 0.0427 | 0.0342 | 0.0448 | 0.0344 | 0.0390 | 0.0423 | 0.0361 | 0.0502 | 0.8187 |
| 0.0470 | 0.0394 | 0.0383 | 0.0398 | 0.0479 | 0.0446 | 0.0381 | 0.0383 | 0.0440 | 0.0472 | 0.0400 | 0.9222 |
| 1.1538 | 0.6333 | 1.4211 | 0.8056 | 1.1322 | 1.1980 | 0.8686 | 1.1024 | 0.9248 | 0.8325 | 1.0862 | 0.8862 |
| 0.9507 | 1.0047 | 0.9202 | 0.8980 | 1.0398 | 0.9945 | 1.0330 | 1.1277 | 0.8679 | 1.1304 | 0.7692 | 0.8955 |
| 0.0459 | 0.0507 | 0.0429 | 0.0384 | 0.0333 | 0.0406 | 0.0425 | 0.0461 | 0.0418 | 0.0412 | 0.0463 | 0.8997 |
| 0.0402 | 0.0338 | 0.0505 | 0.0526 | 0.0325 | 0.0358 | 0.0398 | 0.0473 | 0.0362 | 0.0472 | 0.0465 | 0.5597 |
| 0.0276 | 0.0415 | 0.0466 | 0.0368 | 0.0406 | 0.0392 | 0.0379 | 0.0466 | 0.0348 | 0.0464 | 0.0374 | 0.7646 |
| 0.0379 | 0.0401 | 0.0434 | 0.0484 | 0.0376 | 0.0475 | 0.0465 | 0.0347 | 0.0417 | 0.0395 | 0.0429 | 0.5696 |
| 0.0315 | 0.0363 | 0.0304 | 0.0349 | 0.0501 | 0.0620 | 0.0475 | 0.0532 | 0.0491 | 0.0494 | 0.0456 | 0.6715 |
| 0.0471 | 0.0422 | 0.0426 | 0.0401 | 0.0560 | 0.0452 | 0.0358 | 0.0447 | 0.0418 | 0.0348 | 0.0426 | 0.8986 |
| 0.0373 | 0.0468 | 0.0346 | 0.0387 | 0.0454 | 0.0433 | 0.0420 | 0.0456 | 0.0427 | 0.0478 | 0.0393 | 0.8775 |
| 0.0382 | 0.0408 | 0.0453 | 0.0442 | 0.0310 | 0.0442 | 0.0362 | 0.0426 | 0.0432 | 0.0408 | 0.0366 | 0.8523 |
| 0.0502 | 0.0454 | 0.0504 | 0.0371 | 0.0284 | 0.0427 | 0.0415 | 0.0422 | 0.0351 | 0.0463 | 0.0536 | 0.7213 |

Annexe 3 Exemple code algorithme de prédiction

```
close all, clear all, clc, format compact

%load data
Data = xlsread('data111.xlsx');

%Define training inputs and outputs
outputData = Data (1:20, 25);
inputData = Data (1:20, 1:24);

outputData = con2seq (outputData');
inputData = con2seq (inputData');

d1 = [1:3]; %input delays
d2 = [1:3]; % feedback delays
hiddenLayerSize = 4; %3 4 5
trainFcn = 'trainbr'; %Conjugate Gradient with Powell/Beale Restarts
narx_net = narxnet(d1,d2,hiddenLayerSize,'open',trainFcn);

narx_net.divideFcn = '';
narx_net.trainParam.min_grad = 1e-10;
[p,Pi,Ai,t] = preparets(narx_net,inputData,{},outputData);

rng(4151941);
Ntrials=15;

for i=1:Ntrials

s{i} = rng;
netIW0{i} = narx_net.IW;
netb0{i} = narx_net.b;
netLW0{i} = narx_net.LW;
[narx_net, tr] = train(narx_net,p,t,Pi);
mseval(i)=tr.best_perf;

minval (i) = min (mseval);
maxval (i) = max (mseval);
meanval (i) = mean (mseval);
end

[minmseval, ibest] = min(mseval);
maxmseval = max(mseval);

minminval = min (minval);
maxmaxval = max (maxval);
meanmeanval = mean (meanval);
Tab = [minval', maxval', meanval'; minminval, maxmaxval, meanmeanval];

rng=s{ibest}; % For repeating the best design
bestnet = narx_net;
bestIW0 = bestnet.IW;
```

```

bestb0 = bestnet.b;
bestLW0 = bestnet.LW;
[bestnet, tr] = train(narx_net,p,t,Pi);
msetst=tr.best_perf;

% yp = sim(narx_net,p,Pi);
outputDatap = sim(bestnet,p,Pi);
e = cell2mat(outputDatap)-cell2mat(t);
figure (1)
plot(e)

narx_net_closed = closeloop(narx_net);
view(narx_net)
view(narx_net_closed)

outputData1 = Data (21:31, 25);
inputData1 = Data (21:31, 1:24);

outputData1 = con2seq (outputData1');
inputData1 = con2seq (inputData1');

[p1,Pi1,Ai1,t1] = preparets(narx_net_closed,inputData1,{},outputData1);
outputDatap1 = narx_net_closed(p1,Pi1,Ai1);
TS = size(t1,2);

e1 = cell2mat(t1)-cell2mat(outputDatap1);
perf = perform(narx_net_closed,t1,outputDatap1);

% first graph
figure (2)
subplot(211)
plot(1:TS,cell2mat(t1),'b', 1:TS,cell2mat(outputDatap1),'r--');
% legend('Données réelles','Données prédites','Location','southeast')
legend('Real Data','Predicted data','Location','southeast')

grid on
xlabel('Samples');
ylabel('Output factor predicted');
ylim([-1.2 1.2])

% second graph
subplot(212)
plot(1:TS,e1,'g');
grid on

legend('Prediction error','Location','southeast')
xlabel('Samples');
ylabel('Error');
ylim([-1.2 1.2])

```

Annexe 4 – Récapitulatif des résultats suivant les méthodes

| | Model Trainlm | | | | | | |
|-------------------------|---------------|--------------|--------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| DJMA réel | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 |
| DJMA estimé | 2663,12458 | 4026,40078 | 3988,36512 | 3204,09044 | 3398,53072 | 3554,93617 | 3591,53102 |
| Output factor predicted | 0,62839183 | 0,95007097 | 0,94109606 | 0,75603833 | 0,80191853 | 0,83882401 | 0,84745895 |
| Erreur | 37,16% | 4,99% | 5,89% | 24,40% | 19,81% | 16,12% | 15,25% |
| Taccident | 112,649631 | 74,5082312 | 75,2187905 | 93,6303158 | 88,2734406 | 84,3897009 | 83,5298368 |
| Tcritique | 97,4106529 | 87,6075015 | 87,8061855 | 92,71953 | 91,3328642 | 90,306714 | 90,0770175 |
| | PASBON | BON | BON | PASBON | BON | BON | BON |

| | Model Trainrp | | | | | | |
|-------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| DJMA réel | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 |
| DJMA estimé | 3040,39041 | 3767,09588 | 3735,88058 | 3146,15945 | 2899,88984 | 3421,07628 | 2942,1511 |
| Output factor predicted | 0,71741161 | 0,88888529 | 0,88151972 | 0,74236891 | 0,68425905 | 0,80723839 | 0,69423103 |
| Erreur | 28,26% | 11,11% | 11,85% | 25,76% | 31,57% | 19,28% | 30,58% |
| Taccident | 98,6715386 | 79,6369431 | 80,3023528 | 95,3543533 | 103,452206 | 87,6917015 | 101,966211 |
| Tcritique | 93,9963706 | 89,0251384 | 89,2063593 | 93,1591468 | 95,1839504 | 91,1803106 | 94,8171356 |
| | PASBON | BON | BON | PASBON | PASBON | BON | PASBON |

| | Model Trainscg2 | | | | | | |
|-------------------------|-----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|--------------|--------------|
| DJMA réel | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 |
| DJMA estimé | 3782,4748 | 2887,07689 | 3730,45686 | 3638,6188 | 3329,8797 | 3885,0731 | 3884,30658 |
| Output factor predicted | 0,89251411 | 0,6812357 | 0,88023994 | 0,8585698 | 0,78571961 | 0,91672324 | 0,91654237 |
| Erreur | 10,75% | 31,88% | 11,98% | 14,14% | 21,43% | 8,33% | 8,35% |
| Taccident | 79,3131523 | 103,91133 | 80,4191045 | 82,4488677 | 90,0933449 | 77,2186243 | 77,2338623 |
| Tcritique | 88,9367376 | 95,2968709 | 89,2380944 | 89,7869234 | 91,8075743 | 88,3613785 | 88,3655867 |
| | BON | PASBON | BON | BON | BON | BON | BON |

| | Model Trainbr | | | | | | |
|-------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| DJMA réel | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 |
| DJMA estimé | 3443,62458 | 3443,62458 | 3443,62458 | 3443,62458 | 3443,62458 | 3443,62458 | 3443,62458 |
| Output factor predicted | 0,81255889 | 0,81255889 | 0,81255889 | 0,81255889 | 0,81255889 | 0,81255889 | 0,81255889 |
| Erreur | 18,74% |
| Taccident | 87,1175103 | 87,1175103 | 87,1175103 | 87,1175103 | 87,1175103 | 87,1175103 | 87,1175103 |

| | | | | | | | |
|-----------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| Tcritique | 91,0293446 | 91,0293446 | 91,0293446 | 91,0293446 | 91,0293446 | 91,0293446 | 91,0293446 |
| | BON |

| | Model Régression linéaire | | | | | | |
|-------------------------|----------------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| DJMA réel | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 | 4238 |
| DJMA estimé | 3337,24647 | 3245,07428 | 3019,82458 | 3249,31228 | 3184,6404 | 3231,72458 | 3274,10458 |
| Output factor predicted | 0,78745787 | 0,76570889 | 0,71255889 | 0,76670889 | 0,75144889 | 0,76255889 | 0,77255889 |
| Erreur | 21,25% | 23,43% | 28,74% | 23,33% | 24,86% | 23,74% | 22,74% |
| Taccident | 89,8944691 | 92,4478067 | 99,3435187 | 92,3272292 | 94,2021585 | 92,8296927 | 91,6281054 |
| Tcritique | 91,7558837 | 92,4161654 | 94,1646278 | 92,3851469 | 92,8656939 | 92,514301 | 92,2049835 |
| | BON | PASBON | PASBON | BON | PASBON | PASBON | BON |

Références

- [1] Pipes, L.A. (1953), An Operational Analysis of Traffic Dynamics. *Journal of Applied Physics*, vol.
- [2] 24, no.1, 274-287.
- [3] Forbes, T.W., H.J. Zagorski, E.L. Holshouser, and W.A. Deterline (1958), *Measurement of Driver Reactions to Tunnel Conditions*. Highway Research Board, Proceedings 37, 345-357.

- [4] Leutzbach, W. (1988), *An introduction to the theory of traffic flow*, Springer-Verlag, Berlin
- [5] Gazis, D.C., R. Herman, and R.W. Rothery (1961). Nonlinear Follow the Leader Models of Traffic Flow. *Operations Research* **9**, 545-567.
- [6] Chandler, R.E., R. Herman, and E.W. Montroll (1958), *Traffic Dynamics: Studies in car following*. Operations Research 6, pp. 165-184.
- [7] Buckley, D.J. (1968). A Semi-Poisson Model of Traffic Flow. *Transportation Science* 2(2), 107-132
- [8] Prigogine, I., and R. Herman (1971). Kinetic Theory of Vehicular Traffic. *American Elsevier New- York*.
- [9] Nelson, P. (1995). A Kinetic Theory of Vehicular Traffic and its Associated Bimodal Equilibrium Solutions. *Transport Theory and Statistical Physics* 24(1-3), 383-409.
- [10] Ciprian Dobre et Al. (), Adaptive traffic optimization
- [11] B. Liu, Using knowledge to Isolate Search in Route Finding
- [12] G. Eggenkamp, L.J.M. Rothkrantz, dans Intelligent dynamic route planning
- [13] Julio A. Sanguesa et Al. (2012), Real-Time Density Estimation in Urban Environments by using Vehicular Communications
- [14] Yikai Chen et Al. (2007), A New Method For Urban Traffic State Estimation Based On Vehicle Tracking Algorithm
- [15] Prashant Borkar et Al (2013) Acoustic Signal based Traffic Density State estimation using Adaptive Neuro-Fuzzy Classifier
- [16] J. E Soto Rodriguez 2014., Analyse des accidents sur le réseau routier municipal et identification des sites problematiques
- [17] LUO Zongfan et Al (2015), Annual Average Daily Traffic Estimation from Short Traffic Counts, 2015 International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS)
- [18] Gastaldi et al, (2013), Annual Average Daily Traffic estimation from Seasonal Traffic counts
- [19] Ming Zhong et al (2012) Improving Group Assignment and AADT Estimation Accuracy of Short-term Traffic Counts using Historical Seasonal Patterns & Bayesian Statistics
- [20] Sheng-Guo Wang et al, Modeling and Algorithms of VMT and AADT Estimation for Community Area Traffic Networks, IFAC Proceedings Volumes Volume 44, Issue 1, January 2011, Pages 13858-13863
- [21] Vapnik (1995), Extracting support data for a given task, Proceedings, KDD-AAAI, 295

- [22] Serge P. Hoogendoorn (2001) State-of-the-art of Vehicular Traffic Flow Modelling, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers-Part1: Journal of Systems and control Engineering.
- [23] Modèles mésoscopiques:
<https://www.transports.gouv.qc.ca/fr/ministere/Planification-transports/modeles-transport/modeles-affectation-routiere/Documents/modeles-mesoscopiques.pdf>
- [24] Chiali, Amine, Ilham Benyahia, Claude Francis Njoh Njoh. Use of Contextual Accident Prediction Methods for Road Traffic Regime Adaptation. ITS Canada ACGM 2018, pp-11. (2018).
- [25] Benyahia, Ilham, Claude Francis Njoh Njoh. The Role of Traffic Modeling for Dynamic Road Safety. 2nd International Conference on Civil, Structural and Transportation Engineering, 120. (2016).
- [26] Manoel Castro-Neto et al. (2009) *AADT prediction using support vector regression with data-dependent parameters*
- [27] M. J. Lighthill and G. B. Whitham, “On kinematic waves, II: A Theory of traffic flow on roads,” *Proc. R. Soc. Lond. A, Math. Phys. Sci.*, vol. 229, no. 1178, pp. 317–345, May 1955.
- [28] D. C. Gazis, R. Herman, and R. W. Rothery, “Nonlinear follow-theleader models of traffic,” *Oper. Res.*, vol. 9, no. 4, pp. 545–567, Jul./Aug. 1961.
- [29] H. M. Zhang, “A non-equilibrium traffic model devoid of gas-like behavior,” *Transp. Res. B, Methodol.*, vol. 36, no. 3, pp. 275–290, Mar. 2002.
- [30] S. P. Hoogendoorn and P. H. L. Bovy, “Generic gas-kinetic traffic systems modeling with applications to vehicular traffic flow,” *Transp. Res. B, Methodol.*, vol. 35, no. 4, pp. 317–336, May 2001.
- [31] C. Tampere and B. V. Arem, “Traffic flow theory and its applications in automated vehicle control: A review,” in *Proc. IEEE Intell. Transp. Syst. Conf.*, Oakland, CA, USA, 2001, pp. 391–397.
- [32] Conf., Oakland, CA, USA, 2001, pp. 391–397.
- [33] H. B. Pacejka, “Modelling complex vehicle systems using bond graphs,”
- [34] *J. Franklin Inst.*, vol. 319, no. 1/2, pp. 67–81, Jan./Feb. 1985.
- [35] W. Drozd and H. B. Pacejka, “Development and validation of a bond graph handling model of an automobile,” *J. Franklin Inst.*, vol. 328, no. 5/6, pp. 941–957, 1991.
- [36] D. Hrovat and E. Tobler, “Bond graph modeling of automotive power trains,” *J. Franklin Inst.*, vol. 328, no. 5/6, pp. 623–662, 1991.
- [37] D. Margolis and T. Shim, “A bond graph model incorporating sensors, actuators, and vehicle dynamics for developing controllers for vehicle safety,” *J. Franklin Inst.*, vol. 338, no. 1, pp. 21–34, Jan. 2001.
- [38] P. M. Pathak, A. K. Samantaray, R. Merzouki, and B. Ould- Bouamama, “Reconfiguration of directional handling of an autonomous vehicle,” in *Proc. 3rd ICIIIS IEEE Region 10 Colloq.*, Kharagpur, India, Dec. 2008, pp. 1–6.
- [39] E. H. Sandoval, “Modeling a vehicle using bond graphs,” in *Proc. Electron., Robot. Autom. Mech. Conf.*, 2008, pp. 538–543.
- [40] T. K. Bera, K. Bhattacharya, and A. K. Samantaray, “Evaluation of antilockbraking system with an integrated model of full vehicle system dynamics,” *Simul. Model. Pract. Theory*, vol. 19, no. 10, pp. 2131–2150, Nov. 2011.

- [41] R. Loureiro, R. Merzouki, and B. O. Bouamama, "Bond graph model based on structural diagnosability and recoverability analysis: Application to intelligent autonomous vehicles," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 61, no. 3, pp. 986–997, Mar. 2012.
- [42] M. Cipek, D. Pavkovi, and J. Petri, "A control-oriented simulation mode of a power-split hybrid electric vehicle," *Appl. Energy*, vol. 101, pp. 121–133, Jan. 2013.
- [43] Pushpendra Kumar (2014), Multilevel Modeling of the Traffic Dynamic Ragnar Vent, Real traffic flow modelling with SUMO: <http://ds.cs.ut.ee/courses/course-files/FinalReport-Vent.pdf>.
- [44] Islam, Sababa, "Estimation of Annual Average Daily Traffic (AADT) and Missing Hourly Volume Using Artificial Intelligence" (2016).
- [45] Michael Dixon, *The effects of errors in annual average daily traffic forecasting: Study of highways in rural Idaho 2004*
- [46] <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainlm.html>
- [47] Estimation of annual average daily traffic with optimal adjustment factors 2014 Borja Alonso PhD Assistant Professor, University of Cantabria. Department of Transport, ETS, Ing de Caminos, Santander, Spain Jose´ Luis Moura PhD, Professor of Transport, University of Cantabria. Department of Transport, ETS Ing de Caminos, Santander, Spain Angel Ibeas PhD Professor of Transport, University of Cantabria. Department of Transport, ETS Ing de Caminos, Santander, Spain Juan Pablo Romero PhD Researcher, University of Cantabria. Department of Transport, ETS Ing de Caminos, Santander, Spain
- [48] *Daniel Krajzewicz & al.* (2014) SUMO (Simulation of Urban MObility); An open-source traffic simulation ,