



DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

MEMOIRE

DE FIN D'ETUDES POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE MASTER

En : Automatique

Spécialité : Automatique et Systèmes

THEME

**Identification Et Modélisation De La Dynamique Du Flux De
Trafic Routier.**

Présenté par le binôme :

- NECIB Imad
- DAOUADI Ishak

Devant le jury :

- | | | |
|-----------------------|-----|------------------|
| - Mr.DJARI AbdelHamid | MCA | Président |
| - Mr. DJABRI Riadh | MCB | Encadreur |
| - Mr.LEMITA Abdallah | MCB | Examineur |

Remercîment :

En premier, nous remercions Allah de nous avoir donné la volonté et la force de finaliser ce travail de recherche.

Nous tient à exprimer notre profonde gratitude et nos sincères remerciements à Monsieur DJABRI Riadh directeur et encadrant de mémoire pour les efforts qu'il a déployés et les conseils qu'il nous a prodigués, son soutien et sa confiance qui nous ont permis d'avancer et de bien mener ce travail le long de ces mois.

On tient à remercier aussi les membres de jury :

Monsieur Mr. DJARI Abdelhamid

Monsieur Mr. LEMITA Abdallah

Qui ont accepté d'évaluer notre travail.

Nous remercions tous ceux qui nous ont aidés de près ou de loin afin de pouvoir réaliser et accomplir ce travail

Dédicace :

Nous dédions ce modeste travail tout d'abord à nos parents

Pour leurs soutiens et confiances.

À nos familles pour leur encouragement et leur aide.

À tous nos amis, nos camarades de classe.

À tous ceux qui ont contribué à la réussite de ce travail.

ملخص

نمذجة حركة المرور على الطرق هي نصح رياضي لفهم وتنبؤ سلوك حركة المرور في العالم الحقيقي، تكون عادةً على شبكات الطرق. يمكن أن تساعد نمذجة حركة المرور الباحثين والمهندسين في تصميم وتحسين أنظمة إدارة المرور، وتقليل الازدحام، وتحسين السلامة، وتوفير التكاليف. في هذا العمل، نستعرض بعض النماذج الأكثر استخدامًا في الواقع لنمذجة حركة المرور، مثل النماذج المجهريّة والنماذج الميكروسكوبية، التي تختلف في مستوى التفصيل والتعقيد. نناقش أيضًا بعض التحديات والفرص في تطبيق أساليب التحديد والمعرفة البارامترية على نمذجة حركة المرور، استنادًا إلى بيانات الإدخال/الإخراج. نوضح بعض تطبيقات نمذجة حركة المرور، مثل تقدير كثافة المرور وتوقع تدفق المرور. تحصلنا على نتائج واحدة من دراسة حالة على طريق قسنطينة (شارع الأمير عبد القادر) بمدينة تبسة.

الكلمات المفتاحية: تدفق حركة المرور على الطرق - نموذج ماكروسكوبي - تحديد حدودي - نموذج

ARMAX - مربع الفروقات الصغرى - متغيرات ذوات الاجزمة :

Résumé

La modélisation du trafic routier est une approche mathématique pour comprendre et prédire le comportement du trafic dans le monde réel, généralement sur les réseaux routiers. La modélisation du trafic routier peut aider les chercheurs et les ingénieurs à concevoir et à optimiser les systèmes de gestion du trafic, à réduire les embouteillages, à améliorer la sécurité et à réduire les coûts. Dans ce travail, nous passons en revue certains des modèles de trafic routier les plus couramment utilisés dans la littérature, tels que les modèles microscopiques et macroscopiques, qui varient dans leur niveau de détail et de complexité. Nous discutons également de certains des défis et des opportunités de l'application des méthodes d'identification paramétriques à la modélisation du trafic routier basées sur les données d'entrée/sortie. Nous illustrons certaines des applications de la modélisation du trafic routier, telles que l'estimation de la densité du trafic et la prévision des flux de trafic. Nous avons obtenu des résultats prometteurs à partir d'une étude de cas sur la route de Constantine (boulevard AMIR ABD ALKADER) - ville de Tébessa.

les mots clés : flux de trafic routier - modèle macroscopique - identification paramétrique - Le modèle ARMAX - Moindres carrés - Variables instrumentales

Abstract

Road traffic modelling is a mathematical approach to understand and predict the behaviour of real-world traffic, usually on road networks. Road traffic modelling can

help researchers and engineers to design and optimize traffic management systems, reduce congestion, improve safety and save costs. In this work, we review some of the most commonly used road traffic models in the literature, such as microscopic and macroscopic models, that vary in their level of detail and complexity. We also discuss some of the challenges and opportunities of applying parametric identification methods to road traffic modelling, based on input/output data. We illustrate some of the applications of road traffic modelling, such as traffic density estimation, and traffic flow forecasting. We obtained a promising result from a case study of Constantine road (AMIR Abdel Qader Street)- Tebessa city .

key words : road traffic flow - macroscopic model - parametric identification - The ARMAX model - Least squares - Instrumental variables

Liste des symboles

v	La vitesse.
D	La densité.
$n_{voiture}$	Les nombres des voiture.
t	Le temps inter-véhiculaire.
q	Le flux du trafic.
N	Le nombre de véhicules.
x	Traversant une section de route à un emplacement.
ρ	La densité de véhicules.
y_t	La valeur de la série chronologique à l'instant de temps ts .
\bar{y}	La moyenne de la série chronologique.
k	Le décalage temporel considéré.
ρ_{kk}	L'autocorrélation partielle d'ordre k .
r_k	L'autocorrélation brute d'ordre k .
ϕ_j	Les coefficients d'autocorrélation partielle d'ordre j .
H	La matrice de conception.
θ	Le vecteur de taille 2×1 .
Z	La matrice instrumentale.
\hat{y}_i	La valeur prédite par le modèle.
ϕ_p	Les coefficients auto-régressifs.
β_m	Les coefficients des variables exogènes.
$x_m(t)$	Les variables exogènes.
$\epsilon(t - q)$	Les résidus passés du modèle (erreurs).
θ_q	Les coefficients de la moyenne mobile.
$error_{meanLS}$	L'erreur moyenne des moindres carrés.
$error_{meanIV}$	L'erreur moyenne de la méthode des variables automatiques.
dt	intervalle de temps (changement de temps).
dx	intervalle spatial (changement de distance).
$vmax$	vitesse maximale.
ρ_{max}	l'intensité maximale.
$temps$	Les temps de mesure en minutes.
$n_{voiture}$	Le nombre de voitures mesurées à tout moment.

Liste des abréviations

FVSM le modèle de simulation de trafic microscopique de véhicules suiveurs

CTM Cell transmission model

EQM l'erreur quadratique moyenne

VDR Velocity dependent randomization

LWR l'équation de Lighthill-Whitham-Richards

NSM le modèle de simulation de trafic de Nagel-Schreckenberg

ARMAX AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs

ARX AutoRegressive with eXogenous inputs

MAX Moving Average with eXogenous inputs

VPH les véhicules par heure

VPM les véhicules par minute

VPS les véhicules par seconde

ACF the autocorrelation function

PACF Partial Autocorrelation Function

GPS Global Positioning System

LS Least squares

IV Instrumental variables

Table des figures

1.1	Congestion de trafic sur un pont, Tokyo 1924.[3]	5
1.2	Congestion sur avenue de Gratiot, Chicago 1942 [3]	5
1.3	Congestion sur autoroute moderne [3]	5
1.4	Espace et temps inter-véhiculaires [20]	10
1.5	Cas de circulation fluide [20]	12
1.6	Diagramme fondamental	13
1.7	Radars de vitesse [21]	16
1.8	Graphique de densité de trafic.	18
1.9	Graphique de flux de trafic.	18
2.1	schéma bloc d'identification base sur l'erreur	22
2.2	Le processus d'identification paramétrique	23
2.3	la fonction d'autocorrélation et La fonction d'autocorrélation partielle pour ARMA(p,q)	32
2.4	Graphique des résultats de l'ARMA(2,1) avec les méthodes (IV) et LS	33
3.1	Route De Constantine tebessa (boulevard AMIR ABD ALKADER)	37
3.2	Diagramme Coefficient d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle	40
3.3	Le modèle ARMAX (ARX(1,1)) et ARMAX (MAX(1,1))	42
3.4	Modèle prédiction ARX(2,1) et modèle prédiction MAX(2,1)	43
3.5	Le modèle MAX(2,2) et le modèle ARX(2,2)	45
3.6	Le modèle ARMAX(2,2,2)	47
3.7	Le flux estime l'équation de Lighthill-Whitham-Richards (LWR) et real et densité estime LWR et real	49

Liste des tableaux

1.1	Modèles de diagrammes fondamentaux	14
2.1	Représentent le nombre de voitures mesuré à différents moments de la journée	31
2.2	Coefficient de la fonction d'autocorrélation et La fonction d'autocorrélation partielle pour ARMA(p,q)	32
3.1	Modèle 01 " nombre de véhicule en fonction du temps "	38
3.2	Modèle 02 " flux mesure en fonction du nombre de véhicule et temps " . . .	39
3.3	Le modèle ARMAX (MAX(1,1))	41
3.4	Le modèle ARX (ARX(2,1)) et MAX (MAX(2,1))	43
3.5	Le modèle ARX (ARX(2,2))	45
3.6	Le modèle MAX(2,2)	45
3.7	Modèle 02 " flux en fonction du nombre de véhicule et temps "	50

Sommaire

Symboles	i
Abréviations	ii
Table des figures	iii
Liste des tableaux	iv
Sommaire	vi
Introduction générale	1
1 Comprendre le trafic routier	3
1.1 Introduction	4
1.2 Le trafic routier	4
1.3 les caractéristiques du trafic routier	6
1.3.1 Les paramétriser du trafic routier (flux, vitesse, densité)	6
1.3.2 Phénomènes du trafic routier	7
1.4 Techniques de modélisation de flux de trafic	7
1.4.1 Classification des modèles de trafic	8
1.5 Acquisition des données d'Entrées/Sorties du trafic routier	15
1.5.1 Méthode de comptage manuel	15
1.5.2 Méthode de comptage automatique	15
1.6 Exemple illustratif pour le modèle macroscopique	16
1.7 Conclusion	19
2 Technique d'identification basée sur les données entrées/sorties	20
2.1 Introduction	21
2.2 Identification de la dynamique des systèmes :	21
2.3 Le processus d'identification paramétrique	22
2.3.1 Acquisition Les données des entrées-sorties	22
2.3.2 Choix de la structure du modèle :	23
2.3.3 Estimation des paramètres du modèle :	25
2.3.4 Validation du modèle :	27
2.4 Les Modèles stationnaires et non stationnaires	28
2.4.1 Les Modèles stationnaires (ARMAX)	30
2.4.2 Modèle ARX	30

2.4.3	Modèle ARMAX	30
2.5	Exemple illustratif :	31
2.6	Conclusion :	33
3	Etude De Cas :Route De Constantine Tebessa (boulevard AMIR ABD ALKA- DER)	35
3.1	Introduction	36
3.2	Acquisition des les données entrées/sorties	36
3.3	Modèle 01 " nombre de véhicule en fonction du temps "	40
3.4	Modèle 02 " flux (mesure) en fonction du nombre de véhicule et temps " . .	45
3.5	Modèle macroscopique LWR (Lighthill-Whitham-Richards)	48
3.6	Etude comparative	50
	Conclusion Générale	52
	Bibliographie	53

Introduction générale

Introduction générale

La compréhension de la dynamique du flux de trafic est essentielle pour améliorer la sécurité et l'efficacité du trafic, ainsi que pour réduire le temps nécessaire pour atteindre une destination souhaitée. Ainsi, l'étude des flux de trafic vise à comprendre le comportement dynamique des véhicules sur la route et à préciser les lois mathématiques qui régissent ces flux.

les flux de trafic est essentielle pour améliorer la sécurité routière, réduire les accidents de la circulation et améliorer l'efficacité des transports publics. Cela peut également aider à améliorer la conception des routes et des feux de circulation. Par conséquent, l'analyse des flux de trafic peut contribuer à améliorer la qualité de vie des communautés et à parvenir à un développement durable.

Le processus d'analyse de base des flux de trafic implique divers facteurs tels que les techniques de surveillance et d'analyse, la modélisation mathématique et l'analyse statistique. Ces outils permettent de comprendre et de documenter les variables qui affectent les flux de trafic, et de définir des modèles mathématiques qui décrivent cette dynamique.

Dans ce contexte, l'objectif de ce travail est l'identification et modélisation de la dynamique du flux de trafic routier. Notre mémoire est structuré en trois chapitres comme suit :

- Le premier chapitre, nous abordons quelques concepts généraux sur le trafic routier, puis discutons des techniques classiques de modélisation des flux de trafic basées sur des équations différentielles et des hypothèses. Nous expliquons également comment obtenir et traiter les données d'entrée et de sortie, et donnons un exemple illustratif d'un modèle macroscopique.
- Le deuxième chapitre, nous discutons des techniques d'identification paramétriques et non paramétriques. Nous concentrons particulièrement sur l'identification paramétrique et les algorithmes utilisés pour modéliser la prédiction des flux de trafic. Nous fournissons un exemple illustratif pour étayer nos propos.
- Le troisième chapitre, nous réalisons une étude de cas sur la route de Constantin pour appliquer le modèle ARAMX (AutoRegressive Adaptive Moving Average with exogenous inputs) et le comparer au modèle macroscopique LWR (Lighthill-Whitham-Richards).

Enfin, nous terminerons notre travail par une conclusion qui englobera tout ce qui a été développé, ainsi qu'une discussion des résultats obtenus.

Chapitre 1

Comprendre le trafic routier

1.1 Introduction

Le trafic routier est un phénomène omniprésent qui affecte la vie quotidienne de millions de personnes à travers le monde. Comprendre et gérer efficacement le trafic est crucial pour garantir des déplacements fluides, réduire les congestions et améliorer la qualité de vie. Dans cette optique, la modélisation du trafic routier est un outil précieux qui permet de prédire le comportement des véhicules et des conducteurs sur les routes.

1.2 Le trafic routier

Le trafic est un nombre des véhicules qui circulant dans même route et même temps . Un trafic élevé et dense fait référence à une situation où il y a un grand nombre de véhicules circulant sur une même route ou dans une zone donnée, ce qui entraîne une congestion routière. Lorsque le trafic devient dense, la capacité de la route est souvent dépassée, ce qui peut entraîner des ralentissements, des temps de trajet plus longs et une diminution de la vitesse moyenne des véhicules. Dans ces conditions, il peut être difficile pour les conducteurs de se déplacer rapidement et en toute fluidité. Les véhicules peuvent se retrouver coincés dans des embouteillages, où la circulation peut être pratiquement arrêtée. Les manœuvres telles que le changement de voie ou l'entrée/sortie des intersections peuvent devenir plus complexes et causer des retards supplémentaires.

"Le flux du trafic routier" c'est un quantité de véhicules qui passent par une section de route spécifique pendant une période de temps donnée. Il peut être mesuré en termes de véhicules par unité de temps, tels que les véhicules par heure (VPH) ou les véhicules par minute (VPM) ou les véhicules par seconde (VPS). Le flux du trafic routier est une mesure importante pour évaluer l'efficacité et la capacité d'une route, et il est souvent utilisé dans la modélisation et la gestion du trafic [1].

La congestion routière est un problème majeur qui survient lorsque la demande de l'utilisation d'une route dépasse sa capacité maximale. Cela peut se produire à des endroits spécifiques tels que les intersections ou le long de corridors principaux, et la congestion peut se propager sur une zone routière plus large. On distingue deux types de congestions : la congestion récurrente et la congestion non-récurrente.

La congestion récurrente se produit régulièrement au même endroit et pendant la même période, souvent aux heures de pointe ou lors des sorties de weekend ou de vacances. Elle est causée par des facteurs périodiques et prévisibles. En revanche, la congestion non-récurrente est aléatoire dans son apparition en termes de lieu et de moment. Elle est généralement causée par des événements imprévus tels que des accidents de la route, des travaux routiers ou des conditions climatiques défavorables [6].

La congestion routière existe depuis longtemps et elle s'est intensifiée au fil des années. Des exemples de congestion notables dans le monde sont cités, comme l'embouteillage à Tokyo en 1990 qui a duré une journée sur 135 km, l'embouteillage de Houston en 2005 qui s'est étendu sur 160 km pendant 48 heures, et le plus grand embouteillage enregistré

en Chine en 2010 qui a duré 12 jours [5].



FIGURE 1.1 – Congestion de trafic sur un pont, Tokyo 1924.[3]



FIGURE 1.2 – Congestion sur avenue de Gratiot, Chicago 1942 [3]

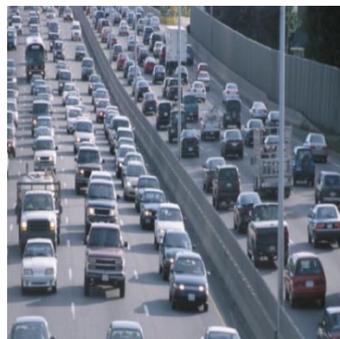


FIGURE 1.3 – Congestion sur autoroute moderne [3]

Plusieurs facteurs contribuent à la congestion routière, tels que la présence importante de poids lourds, les accidents de la route, les conditions climatiques, le mauvais état des infrastructures et la préférence pour le transport individuel par rapport au transport en commun.

La congestion routière a de nombreuses conséquences, tant au niveau personnel que professionnel, économique et social. Elle entraîne des temps de trajet plus longs, des vitesses de déplacement réduites, une mobilité réduite pour les longues distances, un risque accru d'accidents, une détérioration de la santé humaine due et la pollution de l'air, des retards de livraison des marchandises.

Pour résoudre ce problème, plusieurs solutions sont envisagées. Parmi celles-ci, on trouve l'expansion du réseau routier, l'encouragement de l'utilisation des transports en commun, le transport des marchandises par train ou bateau pour réduire la présence des poids lourds sur les routes, ainsi que l'utilisation de techniques de modélisation du flux de trafic est une approche efficace pour optimiser le flux du trafic et atténuer les problèmes de congestion dans un trafic élevé et dense. Ces techniques utilisent des modèles mathématiques et des simulations pour analyser et prédire les schémas de circulation, identifier les points de congestion potentiels et évaluer l'impact de différentes mesures de

gestion du trafic [2].

1.3 les caractéristiques du trafic routier

Le trafic routier présente plusieurs caractéristiques qui permettent de le décrire et de l'analyser de manière approfondie. Voici les principales caractéristiques du trafic routier avec leurs définitions [1] :

Densité de trafic : La densité de trafic fait référence au nombre de véhicules présents sur une certaine longueur de route à un moment donné. Elle est généralement exprimée en véhicules par kilomètre de route (véhicules/km) selon la relation suivant.

$$\text{Densité de trafic} = \frac{\text{Nombre de véhicules}}{\text{Longueur de la route}} \quad (1.1)$$

flux de trafic : Le flux de trafic représente la quantité de véhicules qui passent par une section de route pendant une unité de temps donnée. Il est mesuré en termes de véhicules par unité de temps, comme les véhicules VPH ou VPM ou VPSselon la relation suivant.

$$\text{Flux de trafic} = \frac{\text{Nombre de véhicules}}{\text{Temps}} \quad (1.2)$$

Vitesse du trafic : La vitesse du trafic est la vitesse moyenne des véhicules circulant sur une route à un moment donné. Elle peut être mesurée en kilomètres par heure (km/h) ou en mètres par seconde (m/s).

$$\text{Vitesse du trafic} = \frac{\text{Distance parcourue}}{\text{Temps écoulé}} \quad (1.3)$$

La distance parcourue est généralement mesurée en kilomètres (km) ou en mètres (m), et le temps écoulé est mesuré en heures (h) ou en secondes (s).

Temps de trajet : Le temps de trajet représente la durée nécessaire pour parcourir une certaine distance sur une route donnée. Il peut varier en fonction des conditions de circulation, de la densité de trafic, des feux de signalisation, etc.

Capacité de la route : La capacité de la route désigne le nombre maximal de véhicules pouvant circuler sur une route dans des conditions idéales, sans congestion. Elle est généralement mesurée en termes de flux maximal de trafic qu'une route peut gérer.

1.3.1 Les paramétriser du trafic routier (flux, vitesse, densité)

Les relations entre la vitesse (v), la densité (D) et le flux sont souvent utilisées en génie de la circulation et en théorie du trafic pour modéliser et comprendre le comportement des véhicules sur une route ou une autoroute [12].

les relations entre ces variables peuvent être exprimées comme suit :

- **Relation entre la vitesse et la densité :**

$$\text{densité (mesure)} = n_{\text{voiture}} / (\text{distance}) \quad (1.4)$$

$$\text{vitesse(mesure)} = (\text{distance}) / (\text{temps}) \quad (1.5)$$

$$\text{flux(mesure)} = \text{vitesse} * \text{densit} \quad (1.6)$$

Cette équation le flux de trafic des véhicules sur une route est le produit de la vitesse à laquelle elles circulent et de la densité de véhicules présents sur la route .

1.3.2 Phénomènes du trafic routier

Dans le domaine du trafic routier, plusieurs phénomènes dynamiques sont observés et font l'objet de recherches approfondies. Voici les principaux phénomènes :

- **Hystérésis :** Ce terme désigne le retard avec lequel certaines variables, telles que la vitesse des véhicules, réagissent aux changements d'autres variables, comme la distance entre les véhicules. Par exemple, lorsqu'un conducteur quitte une file d'attente, il peut y avoir un délai avant qu'il accélère pour rejoindre la circulation normale, et vice versa lorsqu'il entre dans une file d'attente.
- **Chute de capacité :** Ce phénomène se produit dans les sections de la route où le flux de véhicules diminue brusquement, généralement à l'approche d'un goulot d'étranglement. Lorsque la capacité de la route est élevée, les véhicules continuent à circuler à une vitesse normale. Cependant, lorsque la capacité est réduite en raison d'une congestion en amont, le flux de véhicules diminue dans la section du goulot d'étranglement.
- **Les ondes "Stop-and-Go" :** Ce phénomène est fréquent dans les situations de congestion routière. Les conducteurs doivent constamment alterner entre ralentir et accélérer à mesure qu'ils se déplacent dans la file de véhicules [2].

1.4 Techniques de modélisation de flux de trafic

La modélisation du trafic routier est essentielle pour comprendre et décrire les phénomènes qui régissent le trafic. Différentes classes de modèles sont utilisées en fonction du niveau de détail souhaité. On distingue généralement les modèles microscopiques, qui décrivent le comportement individuel des véhicules et leurs interactions avec l'environnement, les modèles mésoscopiques, qui se concentrent sur le mouvement d'un groupe de véhicules présentant des propriétés similaires, et enfin les modèles macroscopiques, qui décrivent le comportement global du flux de trafic à l'aide de variables moyennes telles

que la densité, la vitesse et le flux.

Chaque classe de modèles vise à traduire en langage mathématique les observations, les phénomènes et les hypothèses concernant l'évolution dynamique du trafic. Cependant, la modélisation du trafic reste un problème ouvert en raison des problèmes d'échelle, de la variabilité du trafic et de sa complexité due aux interactions entre différents phénomènes. De nouvelles perspectives de développement, telles que les modèles hybrides combinant différentes classes de modèles, ont été proposées pour résoudre ces problèmes [7].

1.4.1 Classification des modèles de trafic

Les modèles de trafic peuvent être classés en plusieurs catégories en fonction de différents critères. Voici une classification couramment utilisée classification selon le niveau de détail :

Les modèles microscopiques

Les modèles microscopiques sont les plus détaillés dans la modélisation du trafic, car ils prennent en compte à la fois le comportement des véhicules et des conducteurs et leurs interactions individuelles. Ces modèles permettent de décrire les caractéristiques de chaque véhicule participant à la circulation, y compris le comportement de contrôle du véhicule selon les conditions environnementales et le fonctionnement des parties spécifiques du véhicule.

Cependant, en raison de la grande quantité de données nécessaires pour chaque véhicule, les modèles microscopiques sont limités à de petites zones. Les deux types de modèles représentatifs pour les modèles microscopiques sont les modèles de suivi des véhicules et les modèles de type automates cellulaires.

Les modèles de suivi des véhicules tentent de décrire le processus par lequel un véhicule suit un autre véhicule en utilisant deux types de modèles : les modèles de prévention, les modèles de type stimulus-réponse.

Les modèles de type automates cellulaires sont un développement récent dans la modélisation du trafic routier au niveau microscopique. Ils utilisent des modèles de houblonnage de particules pour représenter le mouvement du trafic, où chaque véhicule est représenté par une particule et le tronçon de route est décrit par une chaîne successive de cellules. Chaque cellule peut être vide ou occupée par une particule, et le mouvement des particules est réalisé par le houblonnage des particules, en se déplaçant d'une cellule à la prochaine selon certaines règles.

Le modèle de NaSch est le premier modèle de type automates cellulaires utilisé pour simuler le trafic, et plusieurs modifications du modèle ont été présentées depuis lors. Les modèles d'automates cellulaires ont également été utilisés pour des applications urbaines

du trafic, telles que la représentation des phénomènes d'arrêt-et-aller du trafic avec le développement du modèle Velocity dependent randomization (VDR), ainsi que pour des applications d'optimisation des temps d'attente aux feux de circulation. Cependant, la simulation du trafic aux jonctions commandées par sémaophores n'a pas été étudiée à fond. En particulier, le flux de saturation produit par les versions déterministes et stochastiques du modèle et les implications du paramètre de randomisation du modèle n'ont pas été explicitement identifiées [11].

Modèles de simulation de trafic microscopique : Ces modèles simulent le comportement individuel de chaque véhicule sur la route en utilisant des méthodes de simulation basées sur les mouvements et les décisions des conducteurs. Ils peuvent être résolus à l'aide d'algorithmes de simulation d'événements discrets ou de modèles de micro-simulation spécifiques, tels que le modèle de simulation de trafic microscopique de véhicules suiveurs (VSM) [4].

Les variables microscopiques

Les variables microscopiques du trafic sont issues de mesures individuelles de la dynamique d'un véhicule et permettent de décrire et d'expliquer le comportement d'un véhicule ou les interactions entre un ensemble de véhicules. Dans ce qui suit, on définit les principales variables

Vitesse : La vitesse d'un véhicule est la dérivée de sa position, mesurée à un instant t , notée $x(t)$ par rapport au temps :

$$V(t) = \frac{dx(t)}{dt} \quad (1.7)$$

Accélération : C'est la dérivée de la vitesse d'un véhicule par rapport au temps et donc la dérivée seconde de la position par rapport au temps :

$$a(t) = \frac{d^2x(t)}{dt^2} \quad (1.8)$$

Temps inter-véhiculaires : En un point x de la route, le temps inter-véhiculaire t représente la durée de temps qui sépare les passages de deux véhicules successifs en ce point (Figure 1.4).

Espacement inter-véhiculaires : L'espacement inter-véhicule d représente la distance séparant deux véhicules successifs à un instant t (Figure 1.4).

Les mesures du temps et de la distance inter-véhicules sont utiles pour la compréhension et la modélisation du comportement de la conduite en file et pour la régularisation du trafic [5].

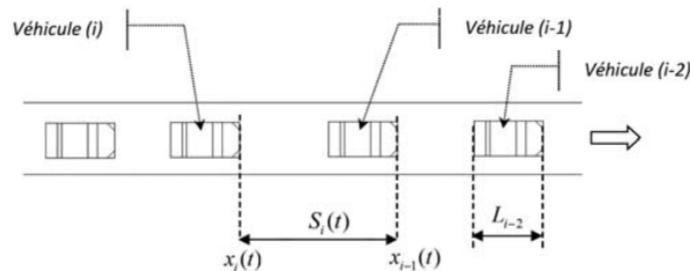


FIGURE 1.4 – Espace et temps inter-véhiculaires [20]

Les modèles mésoscopiques

Les modèles mésoscopiques sont une catégorie de modèles de circulation routière qui se situent entre les modèles microscopiques et les modèles macroscopiques. Ils permettent de modéliser les grands réseaux routiers avec une meilleure représentation de la dynamique du trafic et des comportements individuels des participants, tout en étant plus flexibles que les modèles macroscopiques pour modéliser des éléments importants comme le comportement de voyage. Cependant, ils ont des limites dans la capacité à représenter des opérations détaillées du trafic.

Plusieurs modèles mésoscopiques sont présentés dans la littérature. Le premier modèle représente le réseau routier par des nœuds et des arcs, et les véhicules sont groupés en paquets voyageant de l'origine à la destination. Le deuxième modèle utilise des véhicules individuels se déplaçant le long des segments sur la base des relations vitesse-densité et des modèles des queues d'attente. Les voies sont représentées en détail lors des congestions du réseau et les files d'attente sont spécifiques à chaque voie. Les opérations sur les intersections sont capturées en termes de leur capacité [7].

Le troisième modèle utilise également la relation vitesse-densité, mais il adopte une représentation plus détaillée pour les intersections signalées en modélisant les retards pris à ces positions. Le quatrième modèle représente les véhicules individuellement répondant aux relations vitesse-densité et utilise des serveurs stochastiques pour les files d'attente au niveau des nœuds pour justifier les retards dus aux feux de circulation, ainsi que les interactions avec les flux de trafic provenant d'autres directions.

Enfin, le cinquième modèle fonctionne de manière similaire au modèle précédent, mais la dynamique des véhicules dans les liens est capturée par des relations simplifiées de type suivi de véhicule. Les voies sont représentées de manière explicite, y compris les opérations de changement de voies.

Modèles de simulation de trafic : Ces modèles sont généralement basés sur des algorithmes de simulation par ordinateur, tels que le modèle de simulation de trafic cellulaire (CTM). Ou le modèle de simulation de trafic de Nagel-Schreckenberg (NSM). Ils simulent le déplacement des véhicules sur des cellules discrètes en prenant en compte les règles de

déplacement et d'interaction [4].

Les modèles macroscopiques

Les modèles macroscopiques sont des outils mathématiques qui décrivent le trafic routier à un niveau élevé d'agrégation, sans considération des détails individuels des véhicules. Ils sont utiles pour la planification et le contrôle du trafic sur de grands réseaux et sur de longues périodes de temps. Les variables interdépendantes telles que le flux, la densité et la vitesse sont utilisées pour représenter le trafic routier de manière compacte. Toutefois, ces modèles ne peuvent pas représenter les manœuvres caractéristiques des véhicules, telles que les changements de voies [2].

Les modèles macroscopiques utilisent une analogie entre la circulation routière et l'écoulement d'un fluide, mais il y a des phénomènes spécifiques au trafic qui ne correspondent pas à cette analogie, comme la congestion et le trafic arrêt-et-aller.

Les trois modèles les plus couramment utilisés pour représenter la dynamique du trafic au niveau macroscopique sont le modèle d'équilibre, le modèle de non-équilibre et le modèle multi-classes d'origine-destination. Ces modèles utilisent des systèmes d'équations aux dérivées partielles non-linéaires appelées lois de conservation pour représenter l'évolution temporelle des grandeurs macroscopiques telles que la densité, la vitesse et le flux.

les différentes méthodes de modélisation du flux de trafic en fonction du niveau de détail, modèles de fluide sont basés sur les équations de conservation du trafic, telles que l'équation de Lighthill-Whitham-Richards LWR ou l'équation de la vague de congestion. Ils sont résolus à l'aide de méthodes numériques, telles que les schémas de différences finies ou les schémas de caractéristiques.

Les variables macroscopiques

Au niveau macroscopique, les véhicules ne sont pas considérés comme des entités distinctes, mais plutôt comme un fluide qui circule dans un canal. Les trois principales variables macroscopiques sont le flux, la vitesse et la densité.[8]

flux : Le flux du trafic, q , représente le nombre de véhicules, N , traversant une section de route à un emplacement x pendant une période de temps Δt , divisé par cette période :

$$q(x, t) = \frac{N}{\Delta t} \quad (1.9)$$

Vitesse moyenne : La vitesse moyenne est un paramètre macroscopique fondamental du trafic, calculé à partir des vitesses individuelles des N véhicules qui traversent une section de route pendant une période de temps Δt :

$$v(x, t) = \frac{1}{N} \sum_{a=a_0}^{a_0+N-1} v_a \quad (1.10)$$

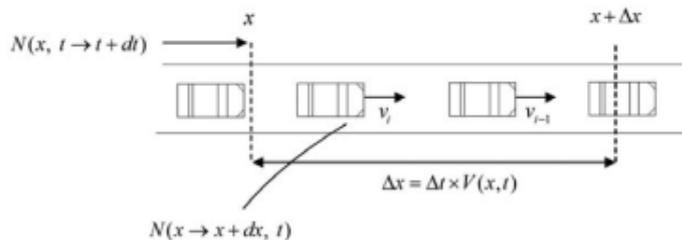


FIGURE 1.5 – Cas de circulation fluide [20]

Où v est la vitesse macroscopique et v_a est la vitesse microscopique du véhicule a .

Il existe deux façons de calculer la vitesse moyenne du trafic :

- Vitesse moyenne temporelle (ou vitesse moyenne arithmétique) : il s'agit de la vitesse moyenne des véhicules passant par un point de la route pendant une période de temps donnée.

- Vitesse moyenne spatiale (ou vitesse moyenne harmonique) : il s'agit de la vitesse moyenne de tous les véhicules occupant une certaine section de route pendant une période de temps spécifique.

Densité : Vitesse moyenne temporelle (ou vitesse moyenne arithmétique) : il s'agit de la vitesse moyenne des véhicules passant par un point de la route pendant une période de temps donnée.

$$\rho(x, t) = \frac{q(x, t)}{v(x, t)} \quad (1.11)$$

Occupation : L'occupation est exprimée en pourcentage de temps et représente la fraction du temps pendant laquelle N véhicules occupent une section de route couverte par un capteur. Cette mesure est calculée par l'équation suivante :

$$\text{occupation} = \frac{1}{\Delta t} \sum_{i=1}^N (t_i)_o \quad (1.12)$$

Où Δt est la période d'observation totale, N est le nombre de véhicules traversant la section de route considérée, et $(t_i)_o$ représente la durée pendant laquelle le véhicule i occupe cette section [5].

Diagramme fondamental

Le diagramme fondamental représente la relation entre les trois principales variables macroscopiques du trafic : la vitesse, le flux et la densité. Cette relation est appelée équation fondamentale ou équation hydrodynamique, en analogie avec la mécanique des fluides,

et est exprimée par l'équation suivante :

$$q = v \cdot \rho \quad (1.13)$$

Cela signifie que le flux de trafic (q) traversant une section de route pendant une période de temps donnée est égal au produit de la vitesse moyenne des véhicules (v) et de la densité de véhicules (ρ) dans cette section [6].

La figure 1.6 illustre un exemple de diagramme fondamental qui représente la relation entre la densité et le flux de trafic dérivée de l'équation fondamentale mentionnée précédemment. Ce diagramme fondamental est divisé en deux zones correspondant à deux types de trafic fluide et congestionné.

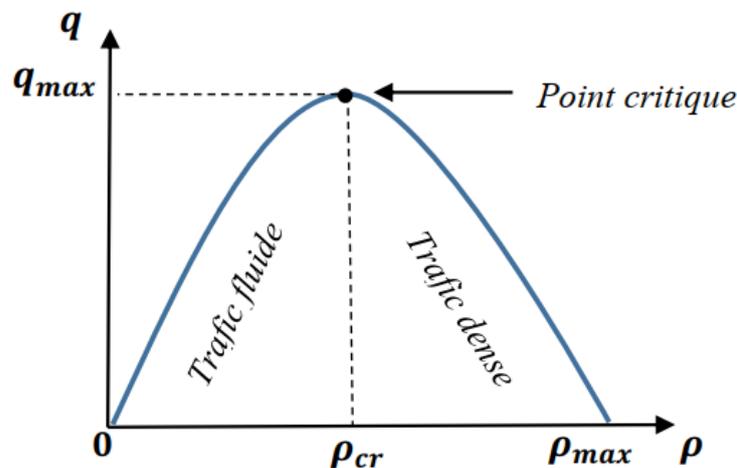


FIGURE 1.6 – Diagramme fondamental

Dans le cas d'un trafic fluide, la densité varie entre zéro et la densité critique. Une densité nulle correspond à l'absence totale de véhicules sur la route. La densité critique correspond à un nombre de véhicules sur la route qui se déplacent à la vitesse maximale autorisée.

La zone de trafic congestionné se situe entre la densité critique et la densité maximale. Lorsque la densité atteint sa valeur maximale, la route est considérée comme étant à sa capacité maximale et les véhicules circulent à une vitesse nulle [8].

Plusieurs modèles de diagrammes fondamentaux, représentant la relation entre les paramètres du trafic, ont été décrits dans la littérature. Dans la suite, nous présenterons les principaux modèles (tableau 1.1).

Modèle	Formule
Greenberg	$v = v_f \log \left(\frac{\rho}{\rho_c} \right)$
Underwood	$v = v_f e^{-\frac{\rho}{\rho_c}}$
Drake	$v = \frac{v_f}{\sqrt{2(\rho/\rho_c)^2}}$
Pipes-Munjal	$v = v_f \left(1 - \left(\frac{\rho}{\rho_c} \right)^n \right)$
Drew	$v = v_f \left(1 - \left(\frac{\rho}{\rho_c} \right)^{\frac{n+2}{n+1}} \right)$

TABLE 1.1 – Modèles de diagrammes fondamentaux

Loi de conservation

La loi de conservation du nombre de véhicules est un principe fondamental dans les modèles de trafic macroscopiques. Elle stipule que la quantité totale de véhicules à l'intérieur d'une section de route reste constante au cours du temps, sous certaines hypothèses simplificatrices.

Cette loi repose sur l'équation de continuité, qui est une équation aux dérivées partielles utilisée pour décrire l'évolution temporelle des variables macroscopiques du trafic, telles que la vitesse, la densité et le flux.

L'équation de continuité s'exprime généralement sous la forme suivante :

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial(\rho v)}{\partial x} = 0 \quad (1.14)$$

où :

ρ représente la densité du trafic, c'est-à-dire le nombre de véhicules par unité de longueur de route,

t est le temps,

x est la position le long de la route,

v est la vitesse moyenne du trafic.

Cette équation indique que la variation de la densité par rapport au temps ($\frac{\partial \rho}{\partial t}$) est égale au flux de véhicules entrant ou sortant de la section de route ($\frac{\partial(\rho v)}{\partial x}$). En d'autres termes, si le flux de véhicules entrant dans la section de route est plus grand que le flux de véhicules en sortant, la densité du trafic augmentera, et vice versa.

Les modèles de trafic macroscopiques utilisent cette équation de continuité, ainsi que d'autres équations et hypothèses, pour représenter et prédire le comportement global du trafic sur de grandes sections de route. Ces modèles sont utiles pour la planification urbaine, l'optimisation des systèmes de transport et l'évaluation des politiques de gestion du trafic.

1.5 Acquisition des données d'Entrées/Sorties du trafic routier

Effectivement, il existe plusieurs méthodes pour acquérir les données d'entrée/sortie (E/S) du trafic routier. Voici un récapitulatif des différentes méthodes mentionnées :

1.5.1 Méthode de comptage manuel

Les comptages manuels ou visuels sont des méthodes utilisées pour mesurer le volume de la circulation routière. Dans cette approche, des observateurs formés collectent des données de circulation qui ne peuvent pas être obtenues efficacement par le comptage automatique. Cela peut inclure des informations telles que le taux d'occupation des véhicules, des données sur les piétons et des classifications de véhicules [10].

Les comptages manuels nécessitent la présence d'observateurs humains chargés d'enregistrer le mouvement des véhicules pendant leur passage. Cette méthode de collecte de données peut être coûteuse en termes de ressources humaines, mais elle est néanmoins nécessaire car elle permet de surveiller les véhicules selon différents aspects, niveaux et de manière séparée. Souvent, plusieurs observateurs humains sont affectés à des intersections routières, où chacun d'entre eux surveille les mouvements de la circulation, le type de véhicules, le nombre de passagers ou d'autres informations requises.

Les comptages manuels ou visuels sont un exemple de méthode traditionnelle utilisée pour collecter des données sur la circulation routière. Ils peuvent être complétés par des équipements supplémentaires tels que des compteurs manuels, des compteurs mécaniques ou des systèmes de comptage électroniques.

Cependant, il convient de noter que ces méthodes manuelles sont souvent moins efficaces et plus sujettes à des erreurs par rapport aux systèmes de comptage automatique plus avancés qui utilisent des technologies telles que la détection automatique des véhicules par caméra ou la collecte de données à partir de capteurs intégrés dans la chaussée. Ces systèmes automatiques offrent une collecte de données plus précise, continue et économiquement plus viable.

1.5.2 Méthode de comptage automatique

Systèmes de surveillance de la circulation : Ces systèmes utilisent des données provenant de capteurs de trafic et d'autres sources pour fournir des informations sur la circulation routière. Ils peuvent être utilisés pour surveiller la congestion du trafic, prévoir les temps de parcours, détecter les incidents de la circulation, etc.[10][9]

Données de navigation GPS : Les données de navigation GPS sont recueillies à partir d'appareils installés dans les véhicules et fournissent des informations sur les temps de parcours, les itinéraires, la vitesse, etc. Elles permettent de fournir des informations en

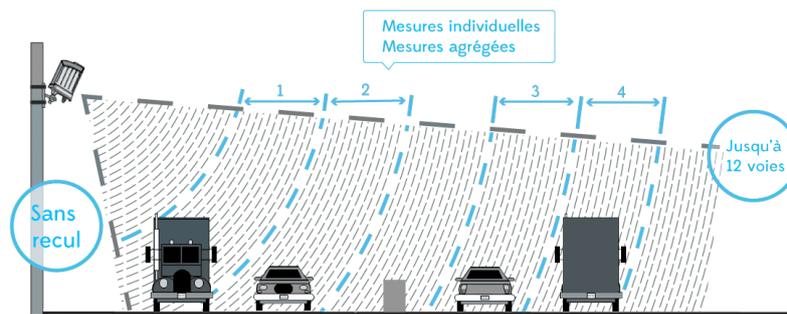


FIGURE 1.7 – Radars de vitesse [21]

temps réel sur la circulation.

Détecteurs de boucle inductive : Ces détecteurs sont des boucles en fil de fer installées dans la chaussée qui détectent le mouvement des véhicules en mesurant les changements électromagnétiques.

Radars de vitesse : Les radars de vitesse sont utilisés pour mesurer la vitesse des véhicules en mouvement, ce qui permet d'estimer la densité de trafic et les temps de parcours.

Capteurs de pression pneumatique : Ces capteurs, sous la forme de tuyaux en caoutchouc installés dans la chaussée, détectent la pression générée par les pneus des véhicules. Ils permettent de déterminer le nombre de véhicules et leur vitesse.

Compteurs de passages : Ces dispositifs mécaniques ou électroniques installés sur la chaussée comptent le nombre de véhicules passant pendant une période de temps donnée.

Systèmes de surveillance aérienne : Ces systèmes utilisent des caméras montées sur des drones ou des hélicoptères pour enregistrer les mouvements du trafic routier. Les données ainsi recueillies peuvent être utilisées pour surveiller les conditions de circulation, détecter les accidents et faciliter la planification des itinéraires.

En utilisant ces différentes méthodes, il est possible de collecter des données d'entrée/-sortie de trafic routier afin d'alimenter les modèles de trafic et d'obtenir des informations précieuses pour la gestion du trafic routier.

1.6 Exemple illustratif pour le modèle macroscopique

Voici un exemple illustratif d'une application du modèle macroscopique du trafic, connu sous le nom de modèle LWR (Lighthill-Whitham-Richards), à partir des données fournies.

Les données disponibles comprennent le temps (en minutes) et le nombre de voitures

comptées sur une route de 6,5 km à différents moments de la journée. L'objectif est d'analyser la densité, la vitesse et le flux de trafic en utilisant le modèle LWR [7].

Le modèle LWR est défini par les équations suivantes :

$$\rho_{\text{next}}(j) = \text{nombre de voiture}(j) - \frac{dt}{dx} \left(v_{\text{max}} \frac{(\text{nombre de voiture}(j) - \text{nombre de voiture}(j-1))}{(\rho_{\text{max}} - \text{nombre de voiture}(j-1))} \right) \quad (1.15)$$

$$v(j) = v_{\text{max}} \left(1 - \frac{\text{nombre de voiture}(j)}{\rho_{\text{max}}} \right) \quad (1.16)$$

$$\text{flux}(j) = v(j) \cdot \rho_{\text{next}}(j) \quad (1.17)$$

$$\text{flux}_{\text{mesure}}(j) = \text{nombre de voiture}(j) \cdot v(j) \quad (1.18)$$

Dans ces équations, nombre de voiture(j) représente le nombre de voitures comptées à l'instant j , $\rho_{\text{next}}(j)$ est la densité calculée à l'instant j , $v(j)$ est la vitesse calculée à l'instant j , flux(j) est le flux calculé à l'instant j et flux_{actual}(j) est le flux réel à l'instant j .

En utilisant les données fournies, les calculs sont effectués pour chaque instant de temps. La densité mesurée, la vitesse mesurée et le flux mesuré sont déterminés à partir des équations du modèle LWR. De plus, le flux mesuré en multipliant le nombre de voitures par la vitesse calculée.

Les observations et l'interprétation des résultats dépendent du graphique spécifique et des données tracées. Cependant, en général, on peut s'attendre à ce que la densité augmente lorsque le nombre de voitures sur la route augmente, et la vitesse diminue lorsque la densité augmente. De plus, le flux peut atteindre un maximum lorsque la densité est optimale.

Les hypothèses appropriées au modèle macroscopique comprennent la supposition que le trafic est homogène et continu le long de la route, et que les interactions entre les véhicules sont prises en compte par les équations du modèle. Cependant, il convient de noter que le modèle macroscopique ne tient pas compte des variations locales du trafic ou des comportements individuels des conducteurs.

En analysant les résultats et en comparant les flux mesuré et estimé, on peut évaluer la précision du modèle LWR par rapport aux données observées. Si les flux estimé sont proches des flux mesuré, cela suggère que le modèle LWR fournit une approximation raisonnable du comportement du trafic sur la route donnée. Cependant, si des écarts significatifs sont observés, cela peut indiquer des limitations ou des hypothèses simplificatrices du modèle. Une analyse plus approfondie pourrait être nécessaire pour améliorer la précision du modèle ou explorer d'autres modèles de trafic plus complexes. Pour évaluer

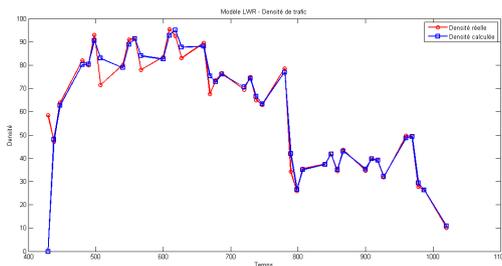


FIGURE 1.8 – Graphique de densité de trafic.

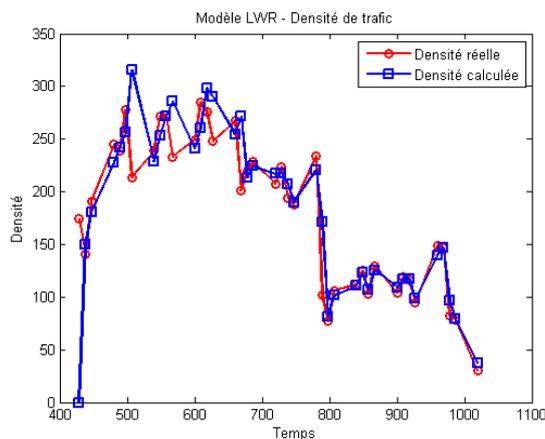


FIGURE 1.9 – Graphique de flux de trafic.

le modèle LWR et comparer ses résultats avec les valeur mesuré, on peut calculer l'erreur moyenne entre le flux réel et le flux estimé, ainsi que l'erreur moyenne entre la densité mesurée et la densité estimé. Cela permettra d'observer les écarts entre les prédictions du modèle et les observations sur le terrain.

Pour calculer l'erreur quadratique moyenne (EQM), nous pouvons utiliser la formule suivante :

$$EQM = \text{mean}(|\text{valeur mesuré} - \text{valeur estimé}|)^2 \tag{1.19}$$

Où les "valeur mesuré" représentent les valeurs observées et les "valeur estimé" représentent les valeurs prédites par le modèle.

En utilisant cette formule, nous pouvons calculer l'erreur moyenne de flux :

$$EQM = \text{mean}(|flux_{actual} - flux|)^2 \tag{1.20}$$

et pour la densité :

$$EQM = \text{mean}\left(\left|\frac{\text{nombre de voiture}}{dx} - \frac{\rho_{next}}{dx}\right|\right)^2 \tag{1.21}$$

En analysant les résultats de l'erreur moyenne et de l'erreur quadratique moyennel'erreur quadratique moyenne (EQM), nous pouvons tirer des conclusions sur la précision du mo-

dèle LWR par rapport aux données observées.

L'erreur moyenne entre le flux mesuré et le flux estimé est de 4 453,6. Cela signifie qu'il y a une certaine différence entre les flux prédits par le modèle LWR et les flux mesuré observés sur la route.

L'erreur moyenne entre la densité mesuré et la densité estimé est de 10,1923. Cette valeur indique également une certaine divergence entre les densités prédites par le modèle et les densités mesurées.

En comparant ces valeurs d'erreurs avec les donnée mesurées, on peut conclure que le modèle LWR présente des limitations et des simplifications qui entraînent des différences entre les prédictions du modèle et les observations sur le terrain. Ces différences peuvent être attribuées aux hypothèses simplificatrices du modèle, telles que l'homogénéité des véhicules et des conducteurs, l'absence d'interactions directes entre les véhicules, etc.

Il est important de noter que bien que le modèle LWR puisse fournir une approximation raisonnable du comportement du trafic dans de nombreuses situations, il peut ne pas être parfaitement précis dans tous les cas. Des facteurs tels que les conditions de circulation réelles, les comportements individuels des conducteurs, les variations locales du trafic, etc., peuvent influencer les résultats et entraîner des écarts entre les prédictions du modèle et les données observées.

En conclusion, le modèle LWR est basé sur des hypothèses simplificatrices qui permettent de décrire le comportement du trafic routier de manière plus gérable. Cependant, ces hypothèses ne sont pas toujours valables dans la réalité, ce qui peut entraîner des résultats imprécis. En comparant les flux mesurés et estimé ainsi que les densités mesurées et estimées, nous pouvons évaluer la précision du modèle. Si les erreurs moyennes et les erreurs quadratiques moyennes sont faibles, cela suggère que le modèle LWR fournit une approximation raisonnable du comportement du trafic sur la route donnée. Cependant, si les erreurs sont significatives, cela indique des limitations du modèle et des hypothèses simplificatrices. Dans ce cas, une analyse plus approfondie ou l'exploration d'autres modèles de trafic plus complexes peut être nécessaire

1.7 Conclusion

ce chapitre nous a permis de développer notre compréhension du trafic routier, des différents facteurs qui le caractérisent et des méthodes utilisées pour modéliser et analyser son flux. Cette connaissance est essentielle pour élaborer des solutions efficaces en matière de gestion et d'optimisation du trafic routier et prédire, contribuant ainsi à améliorer la mobilité et la sécurité sur nos routes.

Chapitre 2

Technique d'identification basée sur les données entrées/sorties

2.1 Introduction

La technique d'identification basée sur les données d'entrée/sortie est un processus fondamental dans la modélisation et l'analyse des systèmes.

L'identification vise à spécifier les valeurs numériques des paramètres d'un modèle mathématique qui représentent avec précision le comportement d'un système réel. Cela permet d'utiliser le modèle pour prédiction. Deux méthodes couramment utilisées sont la identification paramétrique et l'identification non paramétrique.

Dans ce chapitre, nous allons examiner l'identification paramétrique des modèles dynamiques de modélisation des données, et nous concentrerons spécifiquement sur des modèles ARMAX.

2.2 Identification de la dynamique des systèmes :

Le choix d'une structure de modèle dans l'identification paramétrique est une tâche difficile qui dépend du type et de la qualité des données, de la complexité et de la physique du système, ainsi que de l'objectif et de la portée du modèle. Il existe différentes approches pour sélectionner une structure de modèle appropriée, telles que :

- Identification en boîte blanche : estimer les paramètres d'un modèle physique à partir de données. Cela nécessite une connaissance préalable de la dynamique et de la structure du système. Par exemple, un modèle de suspension d'une voiture.
- Identification de la boîte grise : étant donné une structure de modèle générique, estimer les paramètres à partir des données. Cela nécessite certaines hypothèses sur le comportement et la structure du système, mais permet une certaine flexibilité et adaptation. Par exemple, un modèle de réseau de neurones d'un moteur.
- Identification de la boîte noire : déterminez la structure du modèle et estimez les paramètres à partir des données. Cela ne nécessite aucune connaissance préalable de la dynamique et de la structure du système, mais repose sur des méthodes basées sur les données et des critères statistiques. Par exemple, un modèle de prédiction de la météo.

Voici quelques étapes générales pour choisir une structure de modèle :

- Définir les variables d'entrée-sortie et leurs relations.
- Recueillir des données à partir d'expériences ou de simulations avec des signaux d'excitation appropriés.
- Prétraitez et filtrez les données pour supprimer le bruit et les valeurs aberrantes.

- Sélectionnez une structure de modèle candidate basée sur des informations physiques, une analyse de la complexité ou des méthodes basées sur les données.
- Estimer les paramètres du modèle à l'aide de techniques de régression linéaire ou non linéaire.
- Valider le modèle en utilisant différents ensembles de données et mesures de performance.
- Comparez et affinez différentes structures de modèles à l'aide de tests statistiques, de critères d'information ou de méthodes de validation croisée.

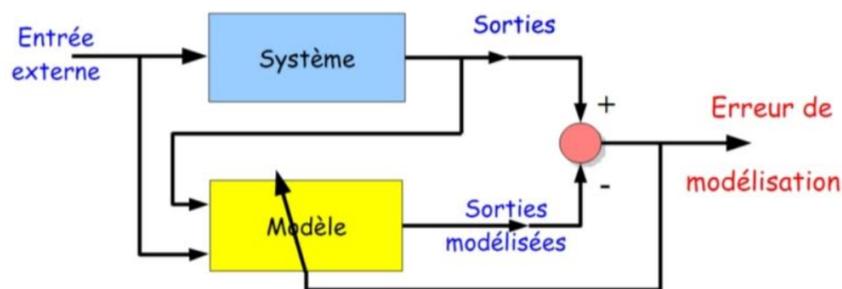


FIGURE 2.1 – schéma bloc d'identification base sur l'erreur

2.3 Le processus d'identification paramétrique

Le processus d'identification paramétrique se compose généralement des étapes suivantes (Figure 2.2) :

2.3.1 Acquisition Les données des entrées-sorties

La première étape du processus d'identification paramétrique consiste à collecter les données d'entrée et de sortie du système à modéliser. Les données d'entrée représentent les variables indépendantes qui influencent le comportement du système, tandis que les données de sortie représentent les variables dépendantes qui sont influencées par les entrées. Ces données peuvent être obtenues à partir d'expérimentations, de tests ou de mesures réalisés sur le système réel.

Les variables indépendantes et dépendantes Le modèle de flux de trafic pour la prévision utilise généralement le concept de variables dépendantes et indépendantes pour modéliser les interactions entre les différents paramètres de trafic.

Les variables indépendantes dans le modèle de flux de trafic comprennent généralement des paramètres qui sont soit contrôlables, soit externes au système de trafic, tels que

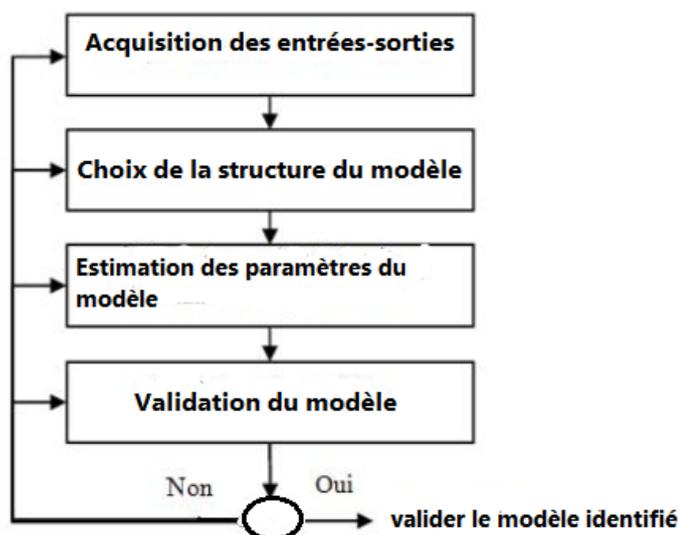


FIGURE 2.2 – Le processus d'identification paramétrique

les conditions météorologiques, l'heure de la journée, le jour de la semaine, les travaux routiers, les événements spéciaux, etc.

Ces variables ont un impact sur la manière dont les conducteurs se comportent et interagissent avec les autres véhicules sur la route.

Les variables dépendantes dans le modèle de flux de trafic comprennent les paramètres qui sont directement affectés par les variables indépendantes et qui sont utilisés pour prédire les conditions de trafic futures.

Ces variables comprennent généralement le flux de trafic (nombre de véhicules qui traversent une zone donnée par unité de temps), la densité de trafic (nombre de véhicules par unité de longueur de route), et la vitesse de trafic (vitesse moyenne des véhicules dans une zone donnée).

2.3.2 Choix de la structure du modèle :

Pour choisir la structure du modèle ARMA, il est essentiel d'examiner la fonction d'autocorrélation (ACF) et la fonction d'autocorrélation partielle (PACF). La fonction d'autocorrélation mesure la corrélation entre les valeurs à différents décalages temporels, tandis que l'autocorrélation partielle mesure la corrélation entre les valeurs à un décalage temporel donné en éliminant l'influence des observations passées.

Pour utiliser les graphiques ACF et PACF dans le choix du modèle :

- Graphique de la fonction d'autocorrélation (ACF) : Recherchez des pics ou des lag élevés dans le graphique ACF, qui indiquent une forte association à un décalage temporel spécifique.

Si vous observez une augmentation significative du lag k suivie d'une diminution progressive, cela suggère l'inclusion du terme MA pour le lag k .

Notez qu'il y aura toujours une corrélation élevée au lag 0, car chaque valeur est corrélée avec elle-même.

- Graphique de la fonction d'autocorrélation partielle (PACF) :
Recherchez des pics ou des hauteurs élevées dans le graphique PACF, qui indiquent une corrélation significative à un décalage temporel spécifique, à l'exception des effets des décalages intermédiaires. Si vous observez une forte augmentation du décalage k sans pics importants au-delà du décalage k , cela suggère l'inclusion du terme AR pour le décalage k .
- En analysant conjointement les graphiques ACF et PACF, vous pouvez identifier les ordres potentiels des termes AR et MA dans votre modèle. Voici quelques orientations générales :

Si le graphique ACF montre une augmentation significative du lag k et que le graphique PACF montre également une augmentation significative du lag k , cela suggère un modèle ARMA d'ordre AR k et MA k .

Si le graphique ACF montre une augmentation significative du lag k et que le graphique PACF ne montre aucune augmentation significative au-delà du lag k , cela suggère un modèle AR d'ordre k sans termes MA.

Si le graphique ACF ne montre aucune augmentation significative et que le graphique PACF montre une augmentation marquée du lag k , cela suggère un modèle MA d'ordre k sans termes AR.

- La fonction d'autocorrélation est mathématiquement définie comme suit :

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (y_t - \bar{y})(y_{t-k} - \bar{y})}{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2} \quad (2.1)$$

Dans cette formule, y_t représente la valeur de la série chronologique à l'instant t , \bar{y} est la moyenne de la série chronologique, et k est le décalage temporel considéré. L'autocorrélation permet de détecter des motifs périodiques ou des tendances dans une série chronologique. Une autocorrélation élevée pour un décalage temporel donné indique une corrélation forte entre les valeurs à cet instant et à un instant précédent.

- La formule mathématique de l'autocorrélation partielle est donnée par :

$$\rho_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_j r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_j r_j} \quad (2.2)$$

où ρ_{kk} est l'autocorrélation partielle d'ordre k , r_k est l'autocorrélation brute d'ordre

k, ϕ_j sont les coefficients d'autocorrélation partielle d'ordre j , et la somme \sum est effectuée sur les valeurs allant de 1 à $k - 1$.

2.3.3 Estimation des paramètres du modèle :

Une fois la structure du modèle définie, la prochaine étape consiste à estimer les valeurs des paramètres du modèle. Il existe différentes méthodes d'estimation, mais les deux approches couramment utilisées sont Least squares (LS) et Instrumental variables (IV). La méthode des moindres carrés minimise la somme des écarts au carré entre les prédictions du modèle et les données expérimentales, tandis que la méthode des variables instrumentales utilise des variables supplémentaires pour résoudre les problèmes de corrélation et de biais dans l'estimation des paramètres.

La méthode des moindres carrés

La méthode des moindres carrés est une technique couramment utilisée pour estimer les paramètres d'un modèle mathématique à partir d'un ensemble de données d'entrées et de sorties. Cette méthode consiste en plusieurs étapes clés.

Tout d'abord, on considère un ensemble de données d'entrées x_1, x_2, \dots, x_m et de sorties y_1, y_2, \dots, y_m . Ensuite, on cherche une relation fonctionnelle entre les variables de sortie y et les variables d'entrée x , souvent représentée par une équation linéaire de la forme :

$$y = b + ax \quad (2.3)$$

Cela correspond à choisir le modèle le plus simple possible pour représenter la relation entre les variables.

L'objectif est alors d'identifier les paramètres b et a qui minimisent l'erreur de modélisation entre le modèle proposé et les données réelles. L'erreur de modélisation est généralement mesurée en utilisant la somme des carrés des écarts entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs réelles des données. On cherche donc à minimiser la fonction d'erreur suivante, également appelée somme des moindres carrés :

$$\min(b, a) \sum_{i=1}^m [y_i - (b + ax_i)]^2 \quad (2.4)$$

Pour estimer les paramètres b et a , on dérive cette fonction d'erreur par rapport à ces paramètres et on égale les dérivées à zéro. Cela permet de trouver les valeurs des paramètres qui minimisent l'erreur. Les équations résultantes sont appelées les équations normales.

Les solutions des équations normales donnent les estimations des paramètres b et a . Ces estimations représentent les meilleures valeurs des paramètres qui ajustent le modèle aux données d'entrée-sortie.

L'estimateur des moindres carrés est donné par :

$$\hat{\theta} = (H^T H)^{-1} H^T y \quad (2.5)$$

Où H est la matrice de conception définie comme :

$$H = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_m \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

et y est le vecteur des sorties $[y_1, y_2, \dots, y_m]^T$. La matrice H a une taille de $m \times 2$ et représente les variables d'entrée augmentées d'une colonne de 1 pour le terme constant. Le vecteur θ est un vecteur de taille 2×1 contenant les paramètres b et a .

En résumé, la méthode des moindres carrés consiste à choisir un modèle, à minimiser l'erreur de modélisation en ajustant les paramètres du modèle et à estimer les paramètres qui donnent la meilleure correspondance entre le modèle et les données réelles. Cette méthode est largement utilisée dans de nombreux domaines pour l'estimation des paramètres, la régression linéaire et l'ajustement de courbes.

La méthode des variables instrumentales (IV) :

IV est utilisée comme remède au problème de non-cohérence des estimateurs des moindres carrés lorsque des modèles dynamiques sont estimés. Tout estimateur, y compris l'estimation des moindres carrés, est une variable aléatoire. Pour qu'un estimateur des moindres carrés soit cohérent, c'est-à-dire qu'il converge vers la vraie valeur en probabilité lorsque les échantillons de données sont suffisamment grands, des conditions restrictives sur la corrélation entre la matrice du régresser et le bruit dans le processus de génération sont nécessaires. Ces conditions ne sont généralement pas satisfaites en pratique.

La méthode des variables instrumentales introduit le concept d'instruments pour obtenir une estimation cohérente. Les instruments sont des variables supplémentaires qui doivent être corrélées avec les variables explicatives du modèle, mais non corrélées avec les erreurs du modèle. Le choix d'instruments appropriés est crucial pour garantir une estimation cohérente.

Pour résoudre numériquement un problème d'estimation instrumentale, une méthode couramment utilisée est donnée par l'équation suivante :

$$\theta_{IV} = (Z^T X)^{-1} Z^T y \quad (2.7)$$

Où Z est la matrice instrumentale.

Les conditions sur Z pour que cette équation ait un sens sont les suivantes :

$$E[Z^T e] = 0 \quad (2.8)$$

$$E[Z^\top X] \neq 0 \quad (2.9)$$

Une approche courante consiste à effectuer deux campagnes de mesures avec la même entrée u , généralement consécutives et décalées dans le temps. Cela permet de déterminer deux matrices X , X_1 et X_2 , puis d'estimer θ en utilisant l'équation suivante :

$$\theta_{IV} = (X^\top X_1)^{-1} X_1^\top y \quad (2.10)$$

Dans cette configuration, il n'y a plus de corrélation entre X_2 et y_1 , ce qui permet d'obtenir une estimation sans biais.

Il est important de noter que la résolution numérique d'une estimation instrumentale peut être complexe et nécessite des connaissances spécifiques ainsi que des techniques appropriées.

2.3.4 Validation du modèle :

La dernière étape du processus d'identification paramétrique consiste à valider le modèle identifié. Cela implique de vérifier la précision et la fiabilité du modèle en comparant ses prédictions aux données expérimentales qui n'ont pas été utilisées lors de l'identification. Cette étape permet de déterminer si le modèle est capable de prédire le comportement du système dans des conditions différentes de celles utilisées pour l'identification. Si le modèle ne parvient pas à bien prédire les données de validation, il peut être nécessaire de revoir la structure du modèle ou d'ajuster les paramètres pour améliorer sa performance.

L'erreur Quadratique Moyenne :

L'erreur quadratique moyenne (EQM) est une mesure couramment utilisée pour évaluer la qualité d'un modèle de prédiction ou d'estimation. Elle permet de quantifier l'écart moyen au carré entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs réelles des données. Une EQM faible indique une bonne précision du modèle, tandis qu'une EQM élevée indique une faible précision.

La formule mathématique de l'erreur quadratique moyenne est la suivante :

$$EQM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.11)$$

Où y_i représente la valeur réelle de la donnée, \hat{y}_i représente la valeur prédite par le modèle, et n est le nombre total d'observations.

Pour calculer la EQM, on calcule d'abord la différence entre chaque valeur réelle y_i et sa prédiction correspondante \hat{y}_i , puis on élève cette différence au carré. Ensuite, on fait la moyenne de ces carrés pour obtenir l'erreur quadratique moyenne.

La EQM peut être utilisée dans divers domaines, tels que la régression linéaire, la prédiction de séries chronologiques et l'apprentissage automatique. Elle est largement utilisée pour évaluer et comparer les performances de différents modèles.

En utilisant la EQM, il est possible de comparer différents modèles et de sélectionner celui qui minimise l'erreur quadratique moyenne. Cependant, il convient de noter que la EQM peut être sensible aux valeurs aberrantes, car elle élève les écarts au carré. Par conséquent, il est important d'examiner d'autres mesures d'évaluation et de prendre en compte le contexte spécifique de l'application.

En résumé, l'erreur quadratique moyenne est une mesure précise et objective de l'écart entre les valeurs prédites par un modèle et les valeurs réelles. Elle est largement utilisée pour évaluer les performances des modèles de prédiction ou d'estimation.

La EQM est calculée en prenant la moyenne des écarts au carré entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. Cependant, il est important de considérer d'autres mesures d'évaluation et de prendre en compte les caractéristiques spécifiques du problème étudié.

La formule pour calculer la EQM est la suivante :

$$EQM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.12)$$

Où y_i et \hat{y}_i sont les valeurs réelles et prédites respectivement, et n est le nombre total d'observations. En utilisant cette formule et en comparant les résultats obtenus avec différentes valeurs prédites, il est possible de quantifier l'erreur quadratique moyenne et d'évaluer la performance des modèles de manière quantitative.

2.4 Les Modèles stationnaires et non stationnaires

Les modèles stationnaires sont des modèles qui supposent que les propriétés statistiques des données restent constantes dans le temps. Cela signifie que la moyenne, la variance et la corrélation des données ne dépendent pas du temps.

Dans le contexte des séries temporelles, les modèles stationnaires sont souvent utilisés pour modéliser des données dont la moyenne et la variance ne changent pas de manière significative au fil du temps. Ces modèles sont largement utilisés dans l'analyse des séries temporelles et la prévision, car ils permettent de capturer les relations entre les observations passées et de faire des prédictions pour les observations futures.

Un exemple courant de modèle stationnaire est le modèle autorégressif d'ordre p (AR(p)), où la valeur courante de la série temporelle est modélisée en fonction de ses p valeurs passées. Ce modèle suppose que les observations sont linéairement dépendantes des p observations précédentes, avec une erreur aléatoire.

Un autre exemple est le modèle moyenne mobile d'ordre q (MA(q)), où la valeur courante de la série temporelle est modélisée en fonction des q erreurs passées. Ce modèle suppose que les erreurs passées influencent directement la valeur courante de la série temporelle.

Il existe également des modèles ARMAX sont des modèles combinés qui intègrent à la fois des termes autorégressifs (AR) et des termes de moyenne mobile (MA), ainsi que des termes exogènes (X). Ils permettent de modéliser des séries temporelles en prenant en compte à la fois les relations entre les observations passées et les erreurs passées, ainsi que les effets de variables exogènes.

il convient de noter que tous les phénomènes réels ne sont pas stationnaires. Dans de nombreux cas, les données réelles peuvent présenter des tendances, des saisons ou d'autres comportements non stationnaires. Dans de tels cas, des modèles non stationnaires tels que les modèles ARIMA peuvent être plus appropriés pour la modélisation et la prévision.

Les modèles non stationnaires sont utilisés pour modéliser des séries temporelles dont les propriétés statistiques varient dans le temps. Contrairement aux modèles stationnaires, les modèles non stationnaires prennent en compte les tendances, les saisons et d'autres motifs qui peuvent changer au fil du temps.

Un exemple courant de modèle non stationnaire est le modèle autorégressif intégré moyenne mobile (ARIMA). Le modèle ARIMA est composé de trois composantes : la composante autorégressive (AR), la composante intégrée (I) et la composante moyenne mobile (MA). La composante intégrée est utilisée pour capturer les tendances présentes dans les données, ce qui permet de rendre la série temporelle stationnaire.

Un autre modèle non stationnaire est le modèle de régression linéaire avec des termes polynomiaux, qui permet de modéliser des tendances polynomiales dans les données.

Les modèles non stationnaires sont particulièrement utiles lorsque les données présentent des variations à long terme, des cycles ou des saisons. Ils permettent de capturer ces variations et de les prendre en compte dans la modélisation et la prévision.

Cependant, il est important de noter que la modélisation des données non stationnaires peut être plus complexe que celle des données stationnaires. Il peut être nécessaire d'appliquer des techniques de différenciation pour rendre les données stationnaires avant de les modéliser à l'aide de modèles non stationnaires tels que ARIMA.

En résumé, les modèles non stationnaires sont utilisés pour modéliser des séries temporelles avec des propriétés statistiques qui varient dans le temps, tels que les tendances, les cycles et les saisons. Ils sont adaptés aux données qui ne peuvent pas être modélisées de manière adéquate à l'aide de modèles stationnaires.

L'avantage des modèles stationnaires est qu'ils peuvent être plus faciles à analyser et à interpréter, car les propriétés statistiques des données restent constantes. De plus, ils

peuvent être utilisés pour faire des prévisions à court terme dans des séries temporelles stables.

2.4.1 Les Modèles stationnaires (ARMAX)

Un modèle ARMAX est un modèle mathématique utilisé dans l'analyse des séries temporelles et la modélisation des systèmes dynamiques. Il combine des termes autorégressifs (AR), des termes de moyenne mobile (MA) et des termes exogènes (X) pour décrire la relation entre une variable de sortie et ses valeurs passées, les erreurs passées et les variables exogènes.

Le modèle ARMAX est généralement représenté par l'équation suivante :

$$y(t) = \phi_1 y(t-1) + \phi_2 y(t-2) + \dots + \phi_p y(t-p) + \theta_1 e(t-1) + \theta_2 e(t-2) + \dots + \theta_q e(t-q) + \beta_1 x_1(t) + \beta_2 x_2(t) + \dots + \beta_m x_m(t) + e(t) \quad (2.13)$$

où : $-y(t)$ est la variable de sortie à l'instant t , $-p$ est l'ordre du terme autorégressif, $-q$ est l'ordre du terme de moyenne mobile, $-e(t)$ est l'erreur à l'instant t , $-x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)$ sont les variables exogènes à l'instant t , $-\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ sont les coefficients du terme autorégressif, $-\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ sont les coefficients du terme de moyenne mobile, $-\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$ sont les coefficients des variables exogènes.

2.4.2 Modèle ARX

:

Le modèle ARX (AutoRegressive with eXternal input) est un type de modèle utilisé dans l'identification des systèmes dynamiques. Il décrit la relation entre une variable de sortie et ses valeurs passées ainsi que les valeurs d'entrée correspondantes.

Le modèle ARX est généralement représenté par l'équation suivante :

$$y(t) = a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + \dots + a_n y(t-n) + \beta_0 u(t) + \beta_1 u(t-1) + \dots + \beta_m u(t-m) \quad (2.14)$$

où : $-y(t)$ est la variable de sortie à l'instant t , $-n$ est l'ordre du terme autorégressif, $-m$ est l'ordre du terme d'entrée, $-u(t)$ est la valeur d'entrée à l'instant t , $-a_1, a_2, \dots, a_n$ sont les coefficients du terme autorégressif, $-b_0, b_1, \dots, b_m$ sont les coefficients du terme d'entrée.

Ce modèle est utilisé pour capturer les dépendances à court terme entre la variable de sortie et les valeurs passées de celle-ci, ainsi que les valeurs d'entrée correspondantes.

2.4.3 Modèle ARMAX

:

Le modèle MAX (Moving Average with eXternal input) est un autre type de modèle utilisé dans l'identification des systèmes dynamiques. Il décrit la relation entre une variable de sortie et les erreurs passées ainsi que les valeurs d'entrée correspondantes.

Le modèle MAX est généralement représenté par l'équation suivante :

$$y(t) = b_0u(t) + b_1u(t-1) + \dots + b_mu(t-m) + e(t) + e(t-1) + \dots + e(t-n) \quad (2.15)$$

où : - $y(t)$ est la variable de sortie à l'instant t , - m est l'ordre du terme d'entrée, - n est l'ordre du terme d'erreur, - $u(t)$ est la valeur d'entrée à l'instant t , - $e(t)$ est l'erreur à l'instant t , - b_0, b_1, \dots, b_m sont les coefficients du terme d'entrée.

Ce modèle est utilisé pour modéliser les influences à court terme des valeurs d'entrée sur la variable de sortie, ainsi que les erreurs passées.

Ces modèles AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs (ARMAX) font partie des approches couramment utilisées dans l'identification des systèmes dynamiques pour estimer les relations entre les variables de sortie, les entrées et les erreurs.

2.5 Exemple illustratif :

Les données du tableau représentent le nombre de voitures mesuré à différents moments de la journée. Le temps est donné en heures et minutes. Par exemple, à 7h15, le nombre de voitures est de 117, à 7h30, il est de 94, et ainsi de suite.

Temps	7.15	7.30	7.45	8.00	8.15	8.30	8.45	9.00	9.15	9.30	9.45	10.00
Nombre de voitures	117	94	128	164	160	186	143	160	182	183	156	167

TABLE 2.1 – Représentent le nombre de voitures mesuré à différents moments de la journée

En analysant les schémas des graphiques de l'ACF et du PACF, nous pouvons déterminer le degré du modèle ARMAX. Dans le graphique de l'auto-corrélation fonction (ACF), nous observons une décroissance progressive des valeurs après un retard (lag) de 1, suivie d'une décroissance plus lente. Dans le graphique du Partial Autocorrelation Function (PACF), nous remarquons une diminution des valeurs après un retard de 2.

Sur la base de ces schémas, nous pouvons déduire qu'un modèle ARMAX avec un degré 1 pour l'AR (AutoRegressive) et un degré 2 pour le MA (Moving Average) pourrait être approprié. Cependant, il est préférable de mener davantage d'analyses et de tests pour confirmer si c'est le degré optimal pour le modèle.

Méthode ARMA(2,1) - Analyse des résultats

Préparation des données :

- Les données sont fournies sous forme de deux vecteurs : x contenant les valeurs de temps et y contenant les valeurs de la série temporelle.
- Les variables y_{past1} et y_{past2} sont créées en utilisant les valeurs passées de la série temporelle y .

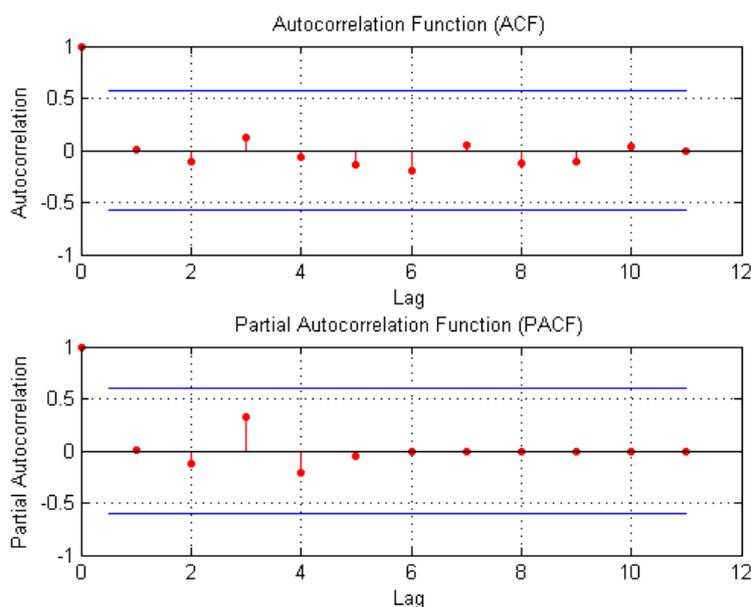


FIGURE 2.3 – la fonction d'autocorrélation et La fonction d'autocorrélation partielle pour ARMA(p,q)

Lag	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
ACF	1.0000	0.1469	-0.0661	0.2807	0.0727	-0.1197	-0.0634	0.1239	-0.0320	0.2519	-0.1077	-0.0220
PACF	1.0000	0.1853	-0.0362	0.3792	-0.0689	0.0850	-0.0165	0.2262	0.1219	0.4452	-0.1137	0.1094

TABLE 2.2 – Coefficient de la fonction d'autocorrélation et La fonction d'autocorrélation partielle pour ARMA(p,q)

— La variable ϵ_{past} est créée en utilisant les valeurs passées de la erreur ϵ .
 Méthode des moindres carrés :

- La matrice H est créée avec les colonnes correspondant aux valeurs passées de y et x .
- Les paramètres du modèle sont estimés en utilisant l'équation $\theta = \text{inv}(H'H) \cdot H' \cdot y_t$, où y_t est la série temporelle tronquée.

Calcul de l'erreur quadratique moyenne (EQM) :

- Les prédictions du modèle ARMA(2,1) sont calculées en utilisant les paramètres estimés pour les deux méthodes.
- L'erreur moyenne (em) est calculée comme la moyenne de la valeur absolue des différences entre les prédictions et les valeurs réelles de la série temporelle.
- L'EQM est obtenue en élevant au carré l'erreur moyenne.

En ce qui concerne l'erreur, les valeurs de l'EQM obtenues pour les deux méthodes sont :

- EQM pour la méthode des moindres carrés (Ls) : $erreur_{meanLS} = 7.8886e-31$
 - EQM pour la méthode des variables instrumentales (IV) : $erreur_{meanIV} = 7.4474$
- Ces valeurs d'EQM mesurent l'écart moyen entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles de la série temporelle. La méthode des moindres carrés présente une erreur inférieure, indiquant une meilleure adéquation du modèle aux données.

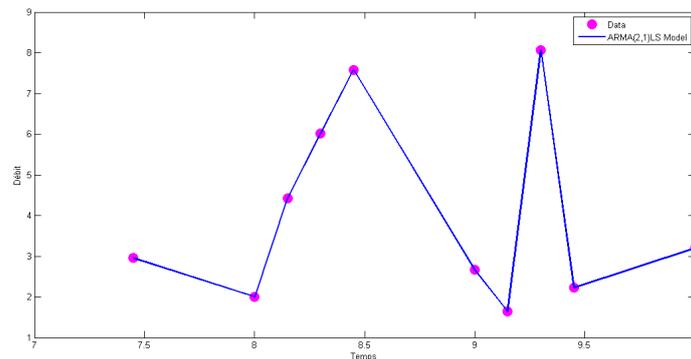


FIGURE 2.4 – Graphique des résultats de l'ARMA(2,1) avec les méthodes (IV) et LS

En traçant les données réelles et estimées à l'aide du modèle ARMA(2,1), on peut noter les points suivants :

Correspondance entre les données réelles et estimées : Il est à noter que les données estimées (ligne bleue) suivent la tendance générale des données réelles (points rouges). Cela indique que le modèle ARMA(2,1) donne une bonne estimation du flux à différentes périodes de temps.

2.6 Conclusion :

Dans le domaine de la modélisation et de la prévision des flux de trafic routier, les modèles ARMAX (AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs) ont été largement utilisés pour capturer les relations complexes entre les variables exogènes et les séries temporelles du trafic. Ces modèles permettent de prédire avec précision les variations des flux de trafic, ce qui est essentiel pour la planification et la gestion efficace des réseaux routiers.

Dans cette étude, nous avons développé un modèle ARMAX pour la modélisation et la prévision des flux de trafic routier, en nous basant exclusivement sur des données réelles. Notre approche consiste à utiliser les données brutes du trafic, sans faire d'hypothèses simplificatrices sur la distribution des données ou les relations entre les variables.

En utilisant cette approche sans hypothèses, nous sommes en mesure de capturer les relations complexes entre les variables exogènes, telles que les caractéristiques du réseau routier, les conditions météorologiques, les événements spéciaux, etc., et les séries temporelles du trafic. Cela nous permet d'obtenir des prédictions plus précises et fiables des flux de trafic, ce qui est d'une importance capitale pour la gestion et la planification des réseaux routiers.

Notre méthode s'appuie sur des techniques avancées de modélisation et d'estimation des paramètres, telles que la méthode des moindres carrés et les variables instrumentales, pour obtenir des résultats robustes et précis.

Dans la suite de cette étude, nous présenterons les détails de notre approche de modélisation ARMAX sans hypothèses, en expliquant les méthodes utilisées et en analysant les résultats obtenus. Nous comparerons également notre modèle avec les approches traditionnelles reposant sur des hypothèses simplificatrices, en évaluant les performances et la précision des prédictions. Enfin, nous présenterons des représentations graphiques pour visualiser les résultats et démontrer l'efficacité de notre approche basée sur des données réelles.

Cette approche novatrice ouvre de nouvelles perspectives dans le domaine de la modélisation et de la prévision des flux de trafic routier, en permettant une meilleure prise en compte des réalités complexes et variées du trafic réel. Elle contribue ainsi à l'amélioration des stratégies de gestion du trafic et à l'optimisation des réseaux routiers pour une mobilité plus efficace et durable.

Chapitre 3

Etude De Cas :Route De Constantine Tebessa (boulevard AMIR ABD ALKADER)

3.1 Introduction

L'étude présentée propose d'utiliser un modèle équivalent basé sur les modèles ARMAX . d'évaluer les performances du modèle ARMAX en termes de prédiction des flux de trafic, pour comparaison des données mesure . Nous présentons dans la compare le modèle ARMAX et le modèle macroscopique

Le modèle Lighthill-Whitham-Richards LWR, du nom de ses trois contributeurs, Lighthill, Whitham et Richards, est un modèle macroscopique fondamental de flux de trafic. Il a été introduit en 1955 et a été largement utilisé dans la théorie des flux de trafic et l'ingénierie des transports.

Le modèle ARMAX une méthode alternative. Les modèles ARMAX sont couramment utilisés dans les prévisions et l'analyse des séries chronologiques, et peuvent être adaptés aux problèmes de flux de trafic en tenant compte des observations passées et des variables externes.

3.2 Acquisition des les données entrées/sorties

La première étape du processus de paramétrage consiste à collecter les données d'entrées et de sorties du système à modéliser.

Le deuxième rapport de la Direction des Transports de Tébéssa pour l'année 2000 contient des données sur le nombre de voitures entre 7h00 du matin et 17h00. Ces périodes ont été sélectionnées spécifiquement pour mener une étude sur la route de Constantine.

Il est important de noter que les données exactes ne sont pas fournies dans le rapport. Pour une analyse plus détaillée et précise, il serait nécessaire de disposer des données complètes, y compris le nombre de voitures à des intervalles de temps spécifiques pendant les périodes mentionnées.

Ces données seront utilisées comme entrées (variables indépendantes) et sorties (variables dépendantes) pour modéliser le comportement du système. L'objectif est de trouver une relation mathématique qui lie les données d'entrée (nombre de voitures) aux données de sortie (résultats observés sur la route Route De Constantine).

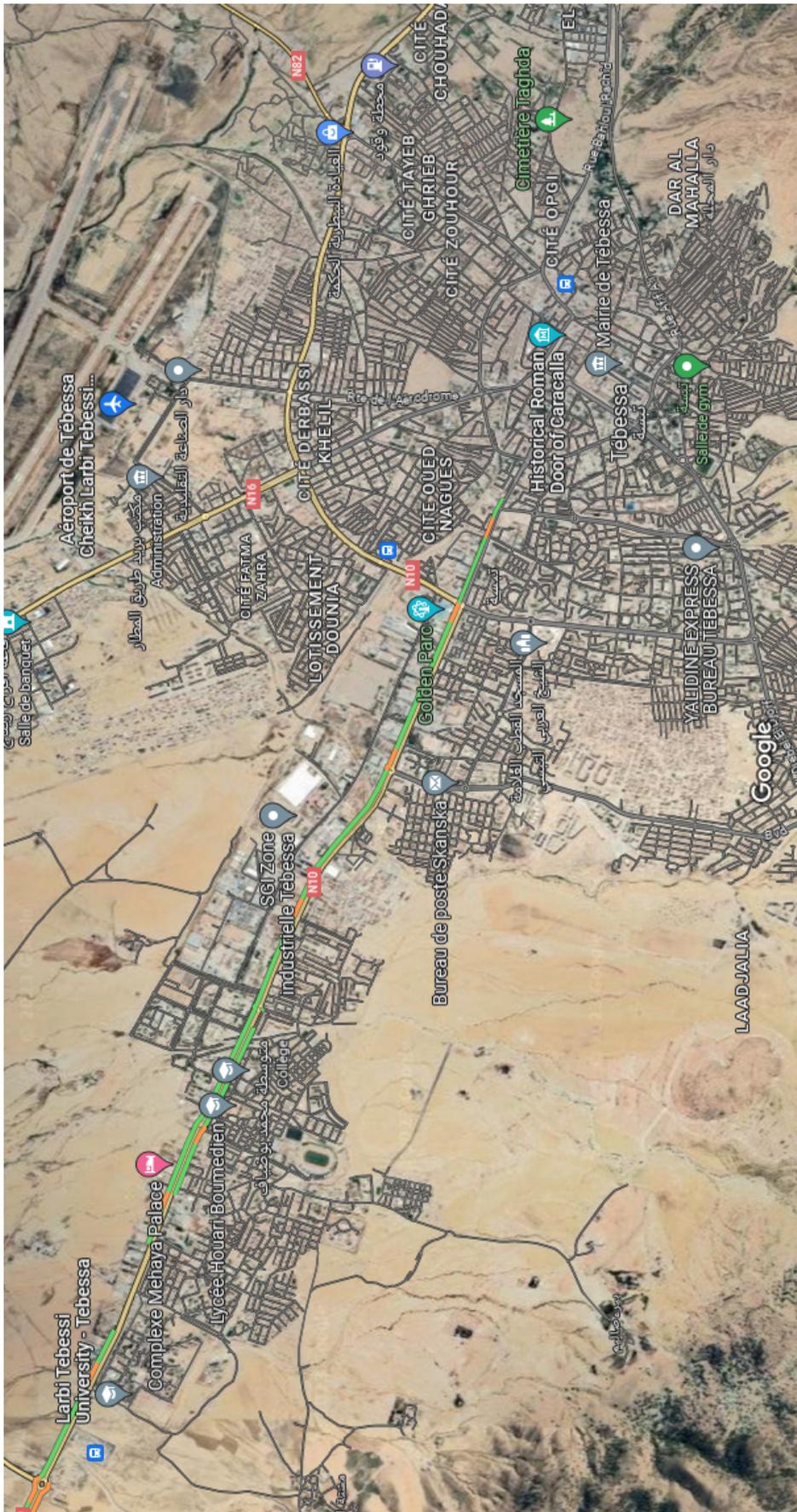


FIGURE 3.1 – Route De Constantine tebessa (boulevard AMIR ABD ALKADER)

Modèle 01 "nombre de véhicule en fonction du temps "

(J)	(temps en heures)	(Nombre de Voitures)
1	7.15	117
2	7.3	94
3	7.45	128
4	8	164
5	8.15	160
6	8.3	186
7	8.45	143
8	9	160
9	9.15	182
10	9.3	183
11	9.45	156
12	10	167
13	10.15	191
14	10.3	185
15	10.45	166
16	11	179
17	11.15	135
18	11.3	147
19	11.45	153
20	12	139
21	12.15	150
22	12.3	130
23	12.45	126
24	13	157
25	13.15	68
26	13.3	52
27	13.45	71
28	14	75
29	14.15	84
30	14.3	69
31	14.45	80
32	15	78
33	15.15	63
34	15.3	99
35	15.45	98
36	16	55
37	16.15	52
38	16.3	20

TABLE 3.1 – Modèle 01 " nombre de véhicule en fonction du temps "

Modèle 02 " flux en fonction du nombre de véhicule et temps "

(J)	(temps en heures)	(Nombre de Voitures)	(flux mesure)
1	7.15	117	0.1300
2	7.30	94	0.1044
3	7.45	128	0.1422
4	8.00	164	0.1822
5	8.15	160	0.1778
6	8.30	186	0.2067
7	8.45	143	0.1589
8	9.00	160	0.1778
9	9.15	182	0.2022
10	9.30	183	0.2033
11	9.45	156	0.1733
12	10.00	167	0.1856
13	10.15	191	0.2122
14	10.30	185	0.2056
15	10.45	166	0.1844
16	11.00	179	0.1994
17	11.15	135	0.1500
18	11.30	147	0.1633
19	11.45	153	0.1700
20	12.00	139	0.1544
21	12.15	150	0.1667
22	12.30	130	0.1444
23	12.45	126	0.1400
24	13.00	157	0.1744
25	13.15	68	0.0761
26	13.30	52	0.0578
27	13.45	71	0.0794
28	14.00	75	0.0833
29	14.15	84	0.0933
30	14.30	69	0.0772
31	14.45	80	0.0889
32	15.00	78	0.0867
33	15.15	63	0.0706
34	15.30	99	0.1106
35	15.45	98	0.1094
36	16.00	55	0.0617
37	16.15	52	0.0583
38	16.30	20	0.0222

TABLE 3.2 – Modèle 02 ” flux mesure en fonction du nombre de véhicule et temps ”

Le flux a été calculé par compensation dans l'équation suivante :

$$\text{densité} = n_{voiture}/(\text{distance}) \quad (3.1)$$

$$\text{vitesse} = (\text{distance})/(\text{temps}) \quad (3.2)$$

$$\text{flux}_{mesure} = n_{voiture}/(\text{temps}) \quad (3.3)$$

3.3 Modèle 01 ” nombre de véhicule en fonction du temps ”

Choix de la structure du modèle

En analysant les schémas des graphiques de l'ACF et du PACF, nous pouvons déterminer la structure appropriée du modèle ARMAX. Le graphique de l'ACF montre une décroissance progressive des valeurs après un retard de 4, suivie d'une décroissance plus lente. De plus, dans le graphique du PACF, nous observons une diminution des valeurs après un retard de 2. Sur la base de ces schémas, nous pouvons conclure qu'un modèle ARMAX avec un ordre AR de 2 et un ordre MA de 4 pourrait être approprié. Toutefois, il est recommandé de mener davantage d'analyses et de tests pour confirmer si c'est le degré optimal pour le modèle.

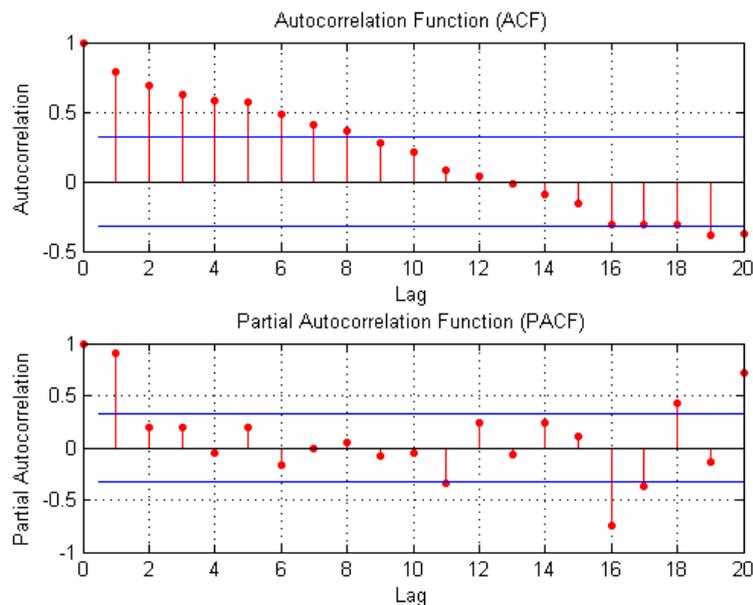


FIGURE 3.2 – Diagramme Coefficient d'autocorrélation et d'autocorrélation partielle

Estimation des paramètres du modèle et Validation du modèle :

En analysant les graphiques et les graphiques du coefficient d'autocorrélation et de la corrélation partielle, nous pouvons maintenant estimer les coefficients du modèle en fonction de la structure du modèle. Nous avons représenté de nombreux modèles ARMAX en utilisant deux méthodes : La méthode des moindres carrés et La méthode des variables instrumentales (IV) .

Pour le modèle ARMAX (ARX(1,1)) :

Modèle ARX(1,1)	Erreur	Valeurs des paramètres
Méthode des moindres carrés (LS)	396.8756	$\hat{l}_s = [0.9800 \quad - 0.0729]$
Méthode des variables instrumentales (IV)	394.7542	$\theta_{IV} = [1.0000 \quad - 7.4606e - 14]$
Modèle MAX(1,1)	Erreur	Valeurs des paramètres
Méthode des moindres carrés (LS)	1213.9737	$\hat{\theta}_{ls} = [0.7434 \quad 0.2703]$
Méthode des variables instrumentales (IV)	394.7542	$\hat{\theta}_{IV} = [0.8031 \quad 0.2504]$

TABLE 3.3 – Le modèle ARMAX (MAX(1,1))

Modèle pour méthode moindres carrés modèle MAX(1,1)

$$y = 0.7434e_{t-1} + 0.2703x_{t-1} \tag{3.4}$$

Méthode instrumental variable modèle MAX(1,1)

$$y = 0.8031e_{t-1} + 0.2504x_{t-1} \tag{3.5}$$

Modèle pour méthode moindres carrés modèle ARX(1,1)

$$y = 0.9800y_{t-1} - 0.0729x_{t-1} \tag{3.6}$$

Méthode instrumental variable modèle ARX(1,1)

$$y = 1y_{t-1} - 7.4606e - 14x_{t-1} \tag{3.7}$$

Nous pouvons voir que le modèle utilisant la méthode des moindres carrés MAX(1,1)LS reflète bien les données mesure (*Data*) dans la plupart des cas, les points magenta s'alignant sur la ligne pointillée bleue. Cependant, il y a de légers écarts à certains points, ce qui indique une certaine incertitude dans les prévisions.

Nous pouvons également voir que le modèle utilisant la méthode des variables instrumentales MAX(1,1)IV Modèle suit la tendance générale des données mesure, mais présente des écarts plus importants par rapport au premier modèle. Ceci est visible avec les points magenta alignés avec la ligne pointillée rouge.

pour le modèle ARX(ARX(1,1)) :

Nous notons que le modèle utilisant la méthode des moindres carrés ARX(1,1)LS correspond bien aux données mesure (*data*) dans la plupart des cas, avec les points magenta

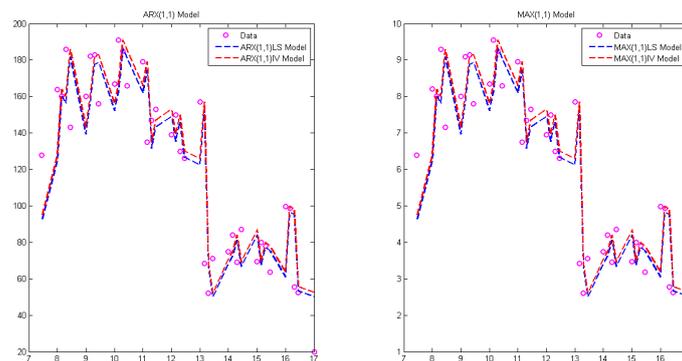


FIGURE 3.3 – Le modèle ARMAX (ARX(1,1)) et ARMAX (MAX(1,1))

alignés sur la ligne pointillée bleue. Cependant, il y a quelques écarts mineurs à certains points.

- Le modèle utilisant la méthode des variables instrumental du modèle ARX(1,1)IV suit généralement la tendance des données mesure, mais il présente des écarts plus importants à certains moments, en particulier au cours de la période récente.

En ce qui concerne les valeurs d'erreur moyennes, nous pouvons comparer les performances des modèles ARMAX et ARX dans la prédiction des flux de trafic routier. Voici les résultats :

pour le modèle ARMAX(MAX(1,1)) :

L'erreur moyenne des moindres carrés ($error_{meanLS}$) est de 396,8756. Cela indique qu'en moyenne, les prédictions du modèle ARMAX basées sur les moindres carrés diffèrent de 396,8756 des valeurs réelles.

L'erreur moyenne de la méthode des variables instrumental ($error_{meanIV}$) est de 394,7542. Cela signifie qu'en moyenne, les prédictions du modèle ARMAX basées sur les variables de l'instrument diffèrent de 394,7542 des valeurs mesure.

pour le modèle ARMAX(MAX(1,1)) :

L'erreur moyenne des moindres carrés ($error_{meanLS}$) est de 0,9922. Cela indique qu'en moyenne, les prédictions du modèle MAX basé sur les moindres carrés diffèrent de 0,9922 des valeurs réelles.

L'erreur moyenne de la méthode des variables instrumentales ($error_{meanIV}$) est de 0,9869. Cela signifie qu'en moyenne, les prédictions du modèle MAX basées sur les variables instrumentales diffèrent de 0,9869 des valeurs mesure.

En comparant les valeurs d'erreur, nous pouvons voir que les erreurs moyennes des deux modèles sont relativement éloignées. Nous concluons que le modèle MAX a une meilleure performance en termes de précision, puisque les valeurs d'erreur moyennes sont

beaucoup plus petites que le modèle ARX. Cela indique que les prédictions du modèle MAX sont généralement plus proches des valeurs mesure que celles du modèle ARMAX. **Pour le modèle ARX (ARX(2,1)) et ARMAX (MAX(2,1)) :**

Modèle MAX(2,1)	Erreur	Valeurs des paramètres
Méthode des moindres carrés (LS)	0.9902	$\hat{\theta}_{LS} = [0.7560 \quad 0.2493 \quad -4.9545e-06]$
Méthode des variables instrumentales (IV)	0.9869	$\hat{\theta}_{IV} = [1 \quad -1.2434e-14 \quad +1.0842e-18]$
Modèle ARX(2,1)	Erreur	Valeurs des paramètres
Méthode des moindres carrés (LS)	396.0844	$\hat{\theta}_{LS} = [-0.3429 \quad 0.6295 \quad -2.4800]$
Méthode des variables instrumentales (IV)	394.7542	$\hat{\theta}_{IV} = [0.2215 \quad 0.1079 \quad -1.2121]$

TABLE 3.4 – Le modèle ARX (ARX(2,1)) et MAX (MAX(2,1))

Modèle pour méthode moindre carrée modèle MAX(2,1)

$$y = 0.7560\epsilon_{t-1} + -4.9545e - 06\epsilon_{t-2} - 0.0174x_{t-1} \quad (3.8)$$

Méthode instrumental variable modèle MAX(2,1)

$$y = 1\epsilon_{t-1} + 8.88172e - 16\epsilon_{t-2} - 8.4376e - 15x_{t-1} \quad (3.9)$$

Modèle pour méthode moindre carrée modèle ARX(2,1)

$$y = -0.3429y_{t-1} + 0.6295y_{t-2} - 2.4800x_{t-1} \quad (3.10)$$

Méthode instrumental variable modèle ARX(2,1)

$$y = 0.2215y_{t-1} + 0.1079y_{t-2} - 1.2121x_{t-1} \quad (3.11)$$

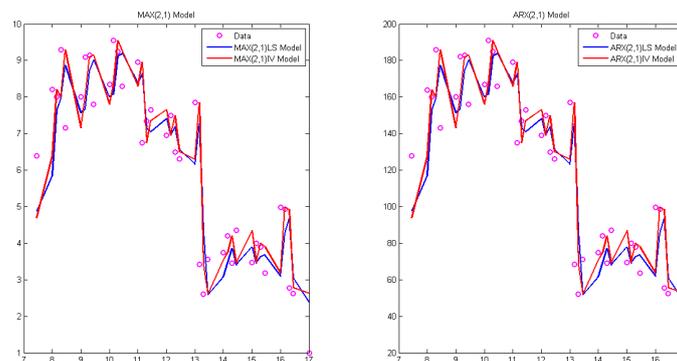


FIGURE 3.4 – Modèle prédiction ARX(2,1) et modèle prédiction MAX(2,1)

Pour modèle ARMAX (MAX (2,1))

En utilisant la méthode des moindres carrés et la méthode des variables instrumentales, le modèle MAX(2,1) s'adapte bien aux données réelles dans la plupart des cas, les points violets s'alignant sur la ligne pointillée bleue et rouge.

Les erreurs moyennes dans le modèle ARMAX(MAX(2,1)) sont relativement faibles :

L'erreur moyenne de la méthode des moindres carrés est de 0,9922, l'erreur moyenne de la méthode des variables instrumentales est de 0,9869, ce qui signifie que les prédictions du modèle ARX basées sur les variables instrumentales diffèrent en moyenne de 0,9869 par rapport aux valeurs mesure.

En comparant les deux méthodes, on peut voir que la méthode des variables instrumentales présente une légère amélioration par rapport à la méthode des moindres carrés en termes d'erreur moyenne. Cela indique que la méthode des variables instrumentales peut être plus appropriée pour l'estimation des paramètres dans ce modèle.

Pour le modèle ARX(2,1) :

En utilisant la méthode des moindres carrés, le modèle ARMAX (ARX(2,1)) reflète généralement bien les données mesure, les points violets s'alignant sur la ligne pointillée bleue. Cependant, il existe quelques légers écarts, ce qui indique une certaine incertitude dans les prévisions.

En utilisant la méthode des variables instrumentales, le modèle ARMAX suit la tendance générale des données mesure, mais présente des écarts plus importants par rapport au premier modèle.

Les erreurs moyennes du modèle ARMAX(ARX (2,1)) sont supérieures à celles du modèle ARX :

L'erreur moyenne par la méthode des moindres carrés est de 396,8756, ce qui indique une différence moyenne de 396,8756 entre les prédictions et les valeurs mesure.

L'erreur moyenne de la méthode des variables instrumentales est de 394,7542, ce qui signifie que les prédictions du modèle ARMAX basées sur les variables instrumentales diffèrent en moyenne de 394,7542 par rapport aux valeurs mesure.

En comparant les deux méthodes, on constate que la méthode des variables instrumentales présente une amélioration par rapport à la méthode des moindres carrés en termes d'erreur moyenne. Cela indique que la méthode des variables instrumental est plus efficace pour l'estimation des paramètres dans ce modèle.

Nous concluons ici que le modèle ARMAX (MAX (2,1)) est très approprié pour les données avec un faible pourcentage d'erreur.

3.4 Modèle 02 ” flux (mesure) en fonction du nombre de véhicule et temps ”

Pour le modèle ARX (ARX(2,2)) et modèle MAX(2,2) :

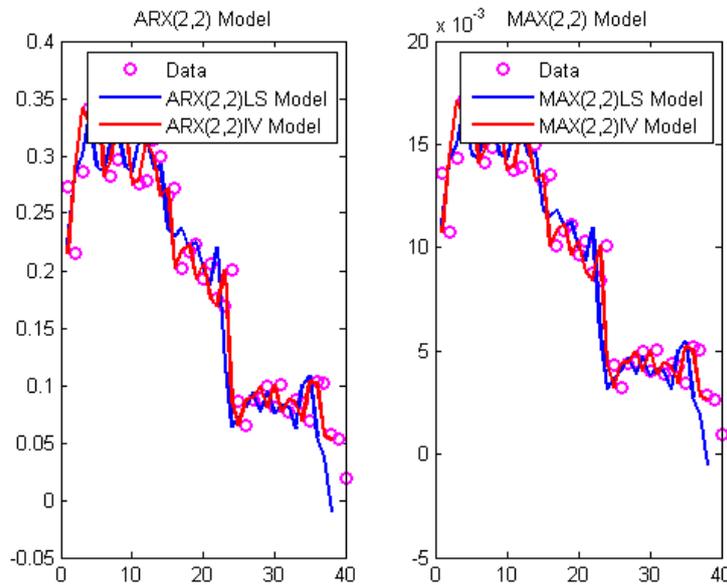


FIGURE 3.5 – Le modèle MAX(2,2) et le modèle ARX(2,2)

Modèle ARX(2,2)	Erreur	Paramètres
LS	0.0003	$\hat{L}_s = [0.3080 \quad 0.0714 \quad 0.008 \quad -5.3903e-05]$
IV	0.0003	$\theta_{IV} = [0.999 \quad -3.1974e-14 \quad -1.804e-16 \quad 3.7404e-18]$

TABLE 3.5 – Le modèle ARX (ARX(2,2))

Modèle MAX(2,2)	Erreur	Paramètres
LS	0.0003	$\hat{L}_s = [0.3080 \quad 0.0714 \quad 4.3936e-04 \quad -5.3903e-05]$
IV	0.0003e-14	$\theta_{IV} = [1.0000 \quad -3.7303 \quad -8.2399e-18 \quad 2.6952e-6]$

TABLE 3.6 – Le modèle MAX(2,2)

Modele pour methode moindre carréeModèle ARX(2,2)

$$y = 0.3080y_{t-1} + 0.0714y_{t-2} + 0.008x_{t-1} - 5.3903 \times 10^{-5}x_{t-2} \quad (3.12)$$

Method instrumental variable Modèle ARX(2,2)

$$y = 0.999y_{t-1} - 3.1974 \times 10^{-14}y_{t-2} - 1.804 \times 10^{-16}x_{t-1} + 3.7404 \times 10^{-18}x_{t-2} \quad (3.13)$$

Method instrumental variable Modèle MAX(2,2)

$$y = 1.0000y_{t-1} - 3.7303 \times 10^{-14}y_{t-2} + 8.2399 \times 10^{-18}x_{t-1} + 4.9127 \times 10^{-20}x_{t-2} \quad (3.14)$$

Modele pour methode moindre carréeModèle MAX(2,2)

$$y = 0.3080y_{t-1} + 0.0714y_{t-2} + 4.3936 \times 10^{-4}x_{t-1} - 2.6952 \times 10^{-6}x_{t-2} \quad (3.15)$$

Nous pouvons voir que le modèle utilisant la méthode des moindres carrés MAX(2,2)LS Modèle reflète bien les données mesure (*data*) dans la plupart des cas, avec les points de données alignés sur la ligne pointillée bleue. Cependant, il y a quelques légers écarts à certains points, ce qui indique une certaine incertitude dans les prévisions. Nous pouvons également voir que le modèle utilisant la méthode des variables instrumental MAX(2,2)IV Modèle suit la tendance générale des données mesure, mais présente moins d'écarts par rapport au premier modèle.

Ceci est visible avec les points rouges alignés avec la ligne pointillée rouge. Nous notons que le modèle utilisant la méthode des moindres carrés ARX(2,2)LS Model correspond bien aux données mesure (*data*) dans la plupart des cas, avec les points magenta alignés sur la ligne pointillée bleue. Cependant, il y a quelques écarts mineurs à certains points. Le modèle utilisant la méthode des variables instrumental ARX(2,2)IV Model suit généralement la tendance des données mesure, mais présente moins de déviations à certains points, en particulier au cours de la période récente.

En comparant les valeurs d'erreur, nous pouvons voir que les erreurs moyennes des deux modèles sont relativement faibles. Cependant, le modèle MAX semble avoir de meilleures performances en termes de précision, puisque les valeurs d'erreur moyennes sont beaucoup plus faibles que le modèle ARX. Cela indique que les prédictions du modèle MAX sont généralement plus proches des valeurs mesure que celles du modèle ARX.

Pour le modèle ARX(2,2) la méthode des variables instrumental (IV) a une erreur légèrement inférieure à la méthode des moindres carrés (LS). Cela indique que la méthode des variables instrumental peut être plus appropriée pour ce modèle, car elle réduit l'erreur de prédiction, et le modèle MAX(2,2), la méthode des moindres carrés (LS) a une erreur beaucoup plus élevée que la méthode des variables instrumentales (IV). Cela indique que la méthode des variables instrumental est plus efficace pour estimer les paramètres dans ce cas précis.

Pour le modèle ARMAX (ARMAX (2,2,2)) : L'erreur moyenne des moindres carrés ($error_{meanLS}$) est de 0.0209. L'erreur moyenne de la méthode des variables instrumental ($error_{meanIV}$) est de 0.0213.

En comparant les valeurs d'erreur, nous pouvons voir que les erreurs moyennes des deux modèles sont relativement faibles. Cependant, le modèle ARMAX Is semble avoir de meilleures performances en termes de précision, puisque les valeurs d'erreur moyennes sont beaucoup plus faibles que le modèle ARMAX iv. Cela indique que les prédictions du modèle ARMAX LS sont généralement plus proches des valeurs mesure que celles du

modèle ARMAX LS.

Il est important de noter que les valeurs d'erreur moyennes ne fournissent qu'une indication de la précision des prédictions et ne doivent pas être considérées comme une évaluation complète des performances du modèle. D'autres mesures d'évaluation, telles que l'erreur quadratique moyenne (EQM) ou le coefficient de corrélation, peuvent également être utilisées pour obtenir une perspective plus complète.

Pour le modèle ARMAX(2,2,2) : la méthode des variables instrumental (IV) a une erreur légèrement inférieure à la méthode des moindres carrés (LS). Cela indique que la méthode des variables instrumental peut être plus appropriée pour ce modèle, car elle réduit l'erreur de prédiction.

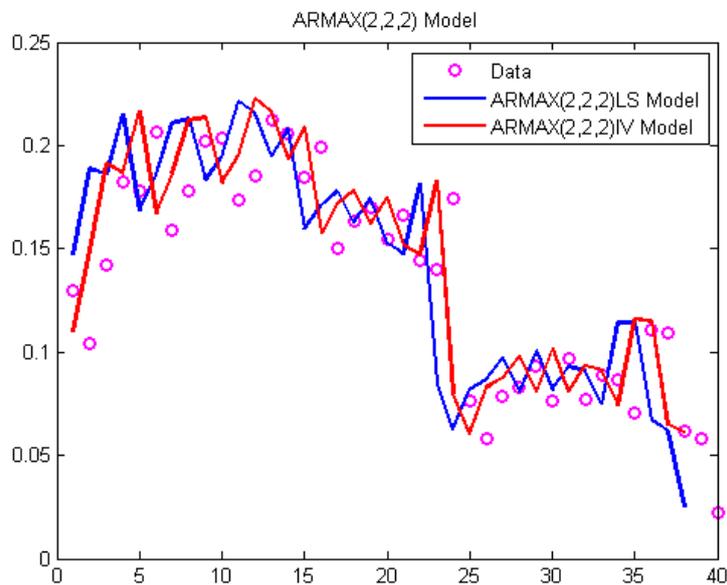


FIGURE 3.6 – Le modèle ARMAX(2,2,2)

Method instrumental variable Modèle ARMAX(2,2,2)

$$y = 1 * y_{t-1} + 2.7533 \times 10^{-14} y_{t-2} + 0.9999 e_{t-1} + 1.74686 \times 10^{-15} e_{t-2} - 8.3212 \times 10^{-18} x_{t-1} - 3.7269 \times 10^{-20} x_{t-2} \quad (3.16)$$

Modèle pour methode moindre carrée modèle ARMAX(2,2,2)

$$y = 4.07486 \times 10^{-15} y_{t-1} - 3.1897 \times 10^{-14} y_{t-2} + 0.7512 e_{t-1} + 0.2252 e_{t-2} + 0.0011 x_{t-1} + 6.5512 \times 10^{-22} x_{t-2} \quad (3.17)$$

Parmi les différents modèles prédictifs étudiés, le modèle ARMAX(2,2,2) se distingue par sa précision et ses performances remarquables. En utilisant la méthode des moindres carrés (LS), il parvient à atteindre une erreur minimale de 0.0209 , ce qui indique une bonne adéquation entre les prédictions et les données mesure

Grâce à sa structure et ses coefficients bien ajustés, le modèle ARMAX(2,2,2) présente des capacités de prédiction exceptionnelles, ce qui en fait le choix optimal parmi les mo-

dèles examinés.

3.5 Modèle macroscopique LWR (Lighthill-Whitham-Richards)

L'algorithme utilisé dans le code donné est un algorithme de modèle de flux de trafic LWR (Lighthill-Whitham-Richards). Voici l'explication de l'algorithme avec les résultats et les graphiques :

1. Variables utilisées :

- dt : intervalle de temps (changement de temps) - dx : intervalle spatial (changement de distance) - v_{max} : vitesse maximale - ρ_{max} : l'intensité maximale

2. Variantes disponibles :

- $timps$: Un tableau contenant les temps de mesure en minutes - $n_{voiture}$: un tableau contenant le nombre de voitures mesurées à tout moment

3. Calcul de la densité, de la vitesse et du flux par temps :

- La formule suivante est utilisée pour calculer la densité estime :

$$\rho_{next}(j) = n_{voiture}(j) - \left(\frac{dt}{dx}\right) \left(\frac{v_{max} \cdot (n_{voiture}(j) - n_{voiture}(j-1))}{\rho_{max} - n_{voiture}(j-1)}\right) \quad (3.18)$$

- La formule suivante est utilisée pour calculer la vitesse estime :

$$v(j) = v_{max} * (1 - (compte_{voiturest}(j)/\rho_{max})) \quad (3.19)$$

- La formule suivante est utilisée pour calculer le flux estime :

$$flux(j) = v(j) * \rho_{next}(j) \quad (3.20)$$

La formule suivante est utilisée pour calculer le flux mesurées :

$$flux_{mesure}(j) = compte_{voiturest}(j) * v(j) \quad (3.21)$$

4. Tracé des résultats :

- Le nombre mesure et calculé de voitures sont tracés sur le même graphique. - Le flux mesure et calculé sont tracés sur le même graphique - La densité mesure et calculée sont tracées sur le même graphique.

5. Calcul des erreurs quadratiques moyennes :

Les erreurs quadratiques moyennes entre le flux mesure et le flux calcule LWR sont estimées et stockées dans la variable $erreur_{mean}(flux_{mesure} - flux_{calculeLWR})$.

Les erreurs quadratiques moyennes entre les densités mesure et densités calcule LWR et stockées dans la variable $erreur_{mean}(densits_{mesure} - densits_{calculeLWR})$.

Voici l'explication de l'algorithme utilisé avec un résumé des résultats et les graphiques qui en sont tirés.

En analysant les résultats graphiques et les valeurs d'erreur pour le modèle de prédiction, nous pouvons tirer les conclusions suivantes :

1. Graphique du flux de trafic : Le graphique montre à la fois le flux mesure et le flux estime en fonction du temps. On observe une différence significative entre le flux mesure et le flux estime dans plusieurs points temporels. Cela indique que le modèle de prédiction ne parvient pas à reproduire avec précision le flux mesure du trafic. L'erreur quadratique moyenne (EQM) pour le flux est de l'ordre de 391.3058, ce qui confirme cette conclusion.

2. Graphique de la densité de trafic : Le graphique représente à la fois la densité mesure et la densité calculée en fonction du temps. Il y a également une différence significative entre la densité mesure et la densité estimee à différents moments. Cela indique que le modèle de prédiction ne parvient pas à reproduire fidèlement la densité mesure du trafic. L'erreur quadratique moyenne (EQM) pour la densité est d'environ 391.3058, ce qui confirme cette observation.

En conclusion, les résultats du modèle de prédiction ne sont pas satisfaisants, car il existe des écarts importants entre les valeurs prédites et les valeurs mesure du flux et de la densité de trafic. Cela peut être dû à des facteurs non pris en compte dans le modèle ou à des hypothèses simplificatrices qui ne capturent pas toutes les complexités du trafic mesure. Pour améliorer la précision du modèle, il peut être nécessaire de revoir les paramètres et les équations utilisés, d'ajouter des variables explicatives supplémentaires ou d'explorer d'autres approches de modélisation plus sophistiquées.

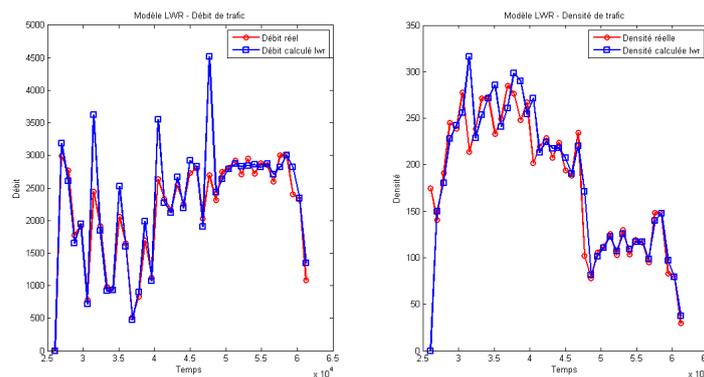


FIGURE 3.7 – Le flux estime LWR et real et densité estime LWR et real

le Flux estime LWR et le Flux mesure / densité estime LWR et la densité mesure

3.6 Etude comparative

Près avoir comparé les résultats et les graphiques obtenus pour le modèle ARMAX (2,2,2) et le modèle de prédiction basé sur l’algorithme de modèle de flux de trafic LWR, il est clair que le modèle ARMAX (2,2,2) est le meilleur modèle de prédiction.

(J)	(temps en heures)	(Nombre de Voitures)	(Flux mesure)	(EM-LS)	(EM-IV)	(Flow-LWR)	(EM-LWR)
1	7.15	117	0.1300	0.1508	0.1106	0.0000	0.0001
2	7.30	94	0.1044	0.1919	0.1499	3.1865	3.4192
3	7.45	128	0.1422	0.1900	0.1958	2.6097	2.8007
4	8.00	164	0.1822	0.2216	0.1908	1.6503	1.7706
5	8.15	160	0.1778	0.1976	0.2579	1.9499	2.0937
6	8.30	186	0.2067	0.2229	0.1579	0.7201	0.7736
7	8.45	143	0.1589	0.2501	0.2202	3.6212	3.8844
8	9.00	160	0.1778	0.2569	0.2562	1.8399	1.9741
9	9.15	182	0.2022	0.1910	0.2610	0.9163	0.9829
10	9.30	183	0.2033	0.2065	0.1922	0.9270	0.9932
11	9.45	156	0.1733	0.2750	0.2417	2.5286	2.7093
12	10.00	167	0.1856	0.2212	0.2885	1.5979	1.7124
13	10.15	191	0.2122	0.2225	0.2489	0.4717	0.5057
14	10.30	185	0.2056	0.2537	0.2342	0.8997	0.9657
15	10.45	166	0.1844	0.1761	0.2312	1.9825	2.1251
16	11.15	179	0.1994	0.1836	0.1678	1.0738	1.1530
17	11.30	135	0.1500	0.1814	0.1748	3.5472	3.8000
18	11.45	147	0.1633	0.1867	0.2062	2.2716	2.4350
19	12.00	153	0.1700	0.1948	0.1791	1.2116	2.2716
20	12.15	139	0.1544	0.1737	0.2005	2.6657	2.8575
21	12.30	150	0.1667	0.1499	0.1549	2.1894	2.3563
22	12.45	130	0.1444	0.1858	0.1485	2.9181	3.1280
23	13.00	126	0.1400	0.0895	0.1925	2.8256	3.0344
24	13.15	157	0.1744	0.0627	0.0809	1.9043	2.0464
25	13.30	68	0.0761	0.1024	0.0746	4.5201	4.8519
26	13.45	52	0.0578	0.1147	0.1092	2.4335	2.6149
27	14.00	71	0.0794	0.1162	0.1032	2.6365	2.8255
28	14.15	75	0.0833	0.1030	0.1250	2.7865	2.9883
29	14.30	84	0.0933	0.1206	0.0954	2.8671	3.0806
30	14.45	69	0.0772	0.1045	0.1247	2.8255	3.0259
31	15.00	80	0.0889	0.1126	0.0970	2.8450	3.0474
32	15.15	78	0.0867	0.1066	0.1099	2.8567	3.0603
33	15.30	63	0.0706	0.0847	0.0939	2.8152	3.0274
34	15.45	99	0.1106	0.1239	0.0814	2.8685	3.0827
35	16.00	98	0.1094	0.1243	0.1263	2.7093	2.9059
36	16.15	55	0.0617	0.0764	0.1305	2.8219	3.0250
37	16.30	52	0.0583	0.0727	0.0765	3.0061	3.2206
38	16.45	20	0.0222	0.0277	0.0747	2.8171	3.0195

TABLE 3.7 – Modèle 02 ” flux en fonction du nombre de véhicule et temps ”

Le modèle ARMAX(2,2,2) présente des performances remarquables avec une erreur quadratique moyenne (EQM) de $erreur_{LS} = 0.0209$ pour le flux de trafic. En revanche, le modèle basé sur l’algorithme LWR présente des écarts importants entre les valeurs prédites et les valeurs mesure du flux de trafic. Les erreurs quadratiques moyennes pour le flux 6.0194×10^6 , ce qui indique une faible adéquation entre les prédictions et les données mesure.

Ces résultats suggèrent que le modèle ARMAX(2,2,2) est plus approprié pour la prédiction du flux de trafic. Il est important de noter que l’algorithme LWR utilisé dans le modèle de flux de trafic peut nécessiter des ajustements ou des améliorations pour mieux capturer les caractéristiques du trafic mesure. De plus, des considérations supplémentaires

peuvent être nécessaires pour tenir compte de facteurs externes ou d'autres variables explicatives qui influencent le trafic.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les modèles de prédiction examinés en termes de prédiction des flux de trafic pour les modèles ARMAX et macroscopique. Nous avons utilisé la méthode des moindres carrés et des variables instrumentales pour estimer les coefficients de la structure du modèle ARMAX. Enfin, nous avons montré que le modèle ARMAX(2,2,2) est le choix optimal parmi les deux modèles de prédiction examinés, offrant une précision supérieure et une meilleure adéquation aux données mesure du flux de trafic.

Conclusion générale

En conclusion, notre étude portant sur l'identification et la modélisation de la dynamique du flux de trafic routier a conduit à des résultats significatifs. L'analyse des données a démontré que le modèle *ARMAX* surpassait les modèles classiques tels que le modèle macroscopique *LWR*.

Le modèle *ARMAX*, qui intègre à la fois des termes *autogressifs* et des termes de moyenne mobile avec des variables exogènes, a démontré une meilleure capacité à capturer la complexité et la variabilité du trafic routier. Il a fourni des prévisions plus précises et des estimations plus fiables de la dynamique du flux de trafic par rapport au modèle *LWR*.

Ces résultats suggèrent que l'approche *ARMAX*, qui prend en compte à la fois les influences internes et les facteurs externes sur le trafic routier, est plus appropriée pour modéliser et prédire les fluctuations du flux de trafic. Cela peut être d'une grande valeur pour diverses applications, telles que la gestion du trafic, la planification des transports et la conception de systèmes de transport intelligents.

Il convient de souligner que notre conclusion est basée sur les résultats spécifiques de notre étude. Cependant, il est essentiel de continuer à explorer et à évaluer différentes approches et modèles pour l'identification et la modélisation du trafic routier, en tenant compte des spécificités du contexte et des données disponibles.

En résumé, notre recherche confirme que le modèle *ARMAX* présente des avantages significatifs par rapport aux modèles classiques tels que le modèle *LWR* dans le domaine de l'identification et de la modélisation de la dynamique du flux de trafic routier. Cela ouvre de nouvelles perspectives pour une meilleure compréhension et une meilleure gestion du trafic routier dans le futur.

Bibliographie

- [1] CHRISTINE BUISSON ET JB LESORT, *Comprendre le trafic routier. Méthodes et calculs*, Certu, 2010
- [2] BUISSON, CHRISTINE , *La congestion autoroutière, PhD thesis, Ecole Centrale de Lyon*, 2010
- [3] OUESSAI ASMÂA , *Analyse du trafic routier dans un contexte de sécurité routière, Université Mohamed BOUDIAF - d'Oran*, 219-2020
- [4] CARLOS F DAGANZO , *Fundamentals of transportation and traffic operations*, 1997
- [5] PAOLA GOATIN, CHRIS MJ TAMPÈRE, AND MARKOS PAPAGEORGIU, *Contribution à l'étude du trafic routier sur réseaux à l'aide des équations d'Hamilton-Jacobi*
- [6] CÉCILE APPERT AND LUDGER SANTEN, *Modélisation du trafic routier par des automates cellulaires, Actes INRETS*,2002.
- [7] HASSANE ABOUAÏSSA AND CÉDRIC JOIN, *Modélisation macroscopique du flux de trafic basé sur l'estimation paramétrique des modèles bond graphs in 7ème Conférence Internationale de Modélisation, Optimisation et Simulation des Systèmes, MOSIM 08*, 2008.
- [8] GUILLAUME COSTESEQUE, *Modélisation du trafic routier, Ecole des Ponts ParisTech*, avril 2012
- [9] CARLOS F DAGANZO, *Fundamentals of transportation and traffic operations*, 1997.
- [10] FINANGOUN FIACRE ADOUTO, A SÈMIYOU ADEDJOUA, BASILE C DEGBO, AMEVI ACAKPOVI, AND BIENVENU OLORY, *Acquisition de l'état de fluidité de la circulation sur les grands axes routiers et orientation des usagers , EPAC/UAC*, 2010.
- [11] OUSSAMA BENZAÏD, ISHAK BOUYAHIA, AND MOHAMED OULD ZMIRLI, *Surveillance du trafic routier urbain par un réseau de capteurs sans fil, UNIVERSITE DR. YAHIA FARES DE MEDEA*, 2015.
- [12] DANIEL HOUAÏTO AFFO, EZÉCHIEL ALLOBA, S AGATHE HOUINOU, LUC ZINSOU, AND GUALBERT KODOGBO, *Problématique du mode manuel de comptage routier dans la détermination réelle du trafic pour le calcul des structures routières, EPAC/UAC*, 2021.
- [13] HENG DING, YAJIE CHENG, XIAOYAN ZHENG, WENJUAN HUANG, JIYE LI, AND HANYU YUAN, *Speed guidance and trajectory optimization of traffic*

- flow in a low-visibility zone of a highway segment within multiple signalized intersections, Journal of advanced transportation*, vol. 2021, pp. 1–14, 2021.
- [14] ABDELKADER MADDI, *Algorithmes implémentables d'identification paramétrique : application au signal de parole bruitée, PhD thesis*, 2008.
- [15] FELISIA ANGELA CHIARELLO, *Lois de conservation avec flux non-local pour la modélisation du trafic routier, PhD thesis, Université Côte d'Azur (ComUE)*, 2019.
- [16] YANG YANG, BING PAN, AND HAIYAN SONG, *Predicting hotel demand using destination marketing organization's web traffic data, Journal of Travel Research*, vol. 53, no. 4, pp. 433–447, 2014.
- [17] MANABENDRA BHUYAN, *Intelligent instrumentation : principles and applications, CRC Press*, 2010.
- [18] CHEMMAMI DJAAFER ET - SOLTANI MOHAMMED SALAH , *identification récursive d'un classe de système linéaire étude comparative , UNIVERSITE L'ARBI BEN M'HIDI OUM EL BOUAGHI , 2009-2010.*
- [19] HASSAN MOUSSA NAHIM , *Contribution à la modélisation et à la prédiction de défaillances sur les moteurs Diesel marins , DOCTEUR DE L'UNIVERSITE AIX MARSEILLE – DOCTEUR DE L'UNIVERSITE LIBANAISE , Soutenue le 22 février 2016 .*
- [20] GUILLAUME COSTESEQUE, *Modélisation et simulation dans le contexte du trafic routier, Ecole des Ponts ParisTech*, 2013
- [21] COMPTAGE VEHICULE TRAFIC ROUTIER , *TagMaster France SA , <https://fr.tagmaster.com/comptage-vehicule-traffic-routier>,*