

ELABORATION D'UN SYSTÈME DE NAVIGATION AUTO-ALIMENTÉ (SNA) ET ÉVALUATION DE SES PERFORMANCES.

THÈSE N° 3147 (2005)

PRÉSENTÉE À LA FACULTÉ ENVIRONNEMENT NATUREL, ARCHITECTURAL ET CONSTRUIT

Institut des infrastructures, des ressources et de l'environnement

SECTION DE GÉNIE CIVIL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE

POUR L'OBTENTION DU GRADE DE DOCTEUR ÈS SCIENCES

PAR

Alexandre TORDAY

ingénieur civil diplômé EPF
de nationalité suisse et originaire de Lausanne (VD)

acceptée sur proposition du jury:

Prof. A.-G. Dumont, directeur de thèse
Prof. J. Barcelo, rapporteur
Dr M. Bierlaire, rapporteur
Prof. H.S. Mahmassani, rapporteur

Lausanne, EPFL
2005

Version abrégée

Cette étude traite du système de navigation auto-alimenté (SNA), une combinaison de la technique de récolte de temps de parcours par véhicules flottants (FCD) et du système de navigation dynamique. Nécessitant un équipement embarqué similaire, ces deux systèmes peuvent être facilement réunis dans un même véhicule. L'objectif principal de cette recherche est de démontrer la relation qu'il existe entre le pourcentage de véhicules équipés du SNA et les performances qui peuvent être attendues de son utilisation.

Après une description de l'architecture du SNA, une démarche pour une évaluation, basée sur les résultats d'une simulation de trafic microscopique, est proposée. Les différents composants du SNA sont traités, un accent particulier étant mis sur le module de traitement et statistique qui a pour tâche d'estimer et de prédire les temps de parcours à partir des données transmises par des véhicules équipés. Une approche innovante, déduite de l'observation désagrégée de ces temps de parcours, est proposée pour améliorer les techniques d'estimation existantes. Un passage en revue des paramètres influençant les performances de cette estimation est suivi d'une analyse de leurs effets combinés. Elle met en évidence la nécessité, pour maximiser la précision de l'estimation, d'adopter une combinaison différente de ces paramètres pour chaque taux d'équipement.

Dans l'optique d'une comparaison - effectuée sur la base du réseau de la ville de Lausanne - entre les performances des véhicules équipés et non équipés, le réalisme des modèles d'affectation de trafic existant est analysé. Une nouvelle variante d'affectation est alors proposée. Il s'agit d'une approche itérative, basée sur l'utilisation d'une connaissance historique d'un jour "type" et sur une différenciation en trois catégories d'usagers: les standards, les experts et les touristes.

L'évaluation des performances du SNA - principalement en terme de temps de parcours - démontre tout d'abord qu'un taux d'équipement de 1 à 2 ‰ seulement est suffisant pour que les véhicules équipés présentent des performances similaires à celles des usagers standards, catégorie représentant la majorité des usagers. Un taux de 5 à 50 ‰ permet quant à lui de surpasser les performances des usagers experts, ceux qui ont une parfaite connaissance du réseau. Pour des taux d'équipements supérieurs, les gains par rapport aux autres usagers sont moins marqués, mais la performance globale de l'ensemble des véhicules s'améliore nettement.

Finalement, une étude du comportement des véhicules équipés du SNA en cas d'incident sur le réseau met en évidence certaines limites induites par le fait que les véhicules guidés et ceux fournissant les données trafic soient les mêmes.

Mots clés : Systèmes de transport intelligents, système de navigation auto-alimenté, navigation dynamique, véhicules flottants, temps de parcours, simulation de trafic, affectation dynamique de trafic.

Abstract

This research deals with self-supplied navigation systems (SNS), a combination of the technology of gathering travel time using floating car data (FCD) and dynamic route guidance (DRG). Using similar on-board equipment, these two systems can easily be combined in the same vehicle. The main goal is to prove the relationship between the percentage of SNS-equipped vehicles and the performance that can be expected from the use of this technology.

After the description of the SNS architecture, an evaluation method based on microscopic traffic simulation results is proposed. The different components of a SNS are introduced, particularly the statistics and treatment module, which estimates and predicts travel times from the data transmitted by equipped vehicles. An innovative approach, resulting from the disaggregated observation of these travel times, is proposed in order to improve existing estimation techniques. The description of the parameters influencing this estimation's performance is followed by an analysis of their combined impact. It stresses the necessity of adopting a combination of these parameters, depending on the equipment rate of the vehicles, in order to maximise the estimation's precision.

Before the comparison between the performances of equipped and non-equipped vehicles, based on the Lausanne city centre road network, the realism of existing traffic assignment models is analysed. As a consequence, a new alternative for traffic assignment is proposed, consisting of an iterative approach based on the use of historic knowledge of a "typical" day and on a differentiation of three driver categories: standard, expert and tourist.

The SNS performance evaluation, mainly in terms of travel time, shows that an equipment rate of only 1 to 2 ‰ is sufficient in order for equipped vehicles to show similar performances to standard drivers, this category representing the majority of drivers. An equipment rate of 5 to 50 ‰ is needed in order to pass above the expert category, which has a perfect knowledge of the road network. For higher equipment rates the benefit compared with the other drivers is less noticeable, but the overall performance of all vehicles is highly improved.

Finally, a behaviour study of SNS-equipped vehicles in the case of an incident on the network shows certain limits implied by the fact that the guided vehicles and the ones providing traffic data are the same ones.

Keywords: Intelligent transportation systems, self-supplied navigation systems, dynamic navigation, floating cars, travel time, traffic simulation, dynamic traffic assignment

Remerciements

Par ces quelques lignes, j'aimerais ici remercier toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de cette étude.

Je voudrais commencer par les membres de ma famille et en particulier mes parents qui m'ont toujours soutenu dans les différentes étapes de mon parcours académique. J'aimerais également remercier Nicole, qui a été ma compagne jusqu'à dernièrement, pour m'avoir non seulement encouragé sans cesse dans mes choix et soutenu dans mes moments de doute mais également pour le bonheur qu'elle m'a apporté, m'ayant ainsi permis de me lancer sereinement dans la réalisation de ce travail. Parmi mes proches, j'aimerais encore citer Véronique dont l'amitié m'a permis de garder le moral dans les derniers mois, particulièrement difficiles, de cette thèse.

J'ai eu la chance - durant cette étude - d'être accueilli pendant quatorze mois à l'Université Polytechnique de Catalogne à Barcelone où le Professeur Barcelo a tout mis en œuvre pour m'assister dans la réalisation de mes travaux. Pour cette aide et pour les nombreux conseils tant personnels que scientifiques qu'il m'a donnés je tiens à lui exprimer ici ma grande reconnaissance. Mes remerciements vont également au Professeur Kuwahara pour m'avoir permis de séjourner deux mois dans son laboratoire de l'Université de Tokyo et pour m'avoir fourni les données, essentielles, du test FCD de Yokohama. Mon intérêt pour la simulation de trafic, quant à lui, n'aurait pas été celui qu'il est aujourd'hui sans les précieux conseils et encouragements que me distille Michel Bierlaire depuis près de cinq ans maintenant. Malgré un emploi du temps que je sais chargé, le Professeur Hani Mahmassani a volontiers accepté de lire ce document et de faire parti de mon jury de thèse. Qu'il sache que j'en suis très honoré.

Une utilisation adéquate du simulateur AIMSUN dans le cadre de cette étude n'aurait pas été possible sans l'appui efficace de toute son équipe de développement (TSS à Barcelone) et en particulier de David et Jordi qui ont toujours su répondre pleinement à mes nombreuses requêtes.

J'aimerais également remercier ici l'ensemble de mes collègues du LAVOC pour l'excellent environnement dans lequel j'ai pu travailler, pour leur soutien dans les moments difficiles et leur bonne dose d'humour. Je tiens à souligner en particulier la précieuse aide que m'a apporté Emmanuel Bert depuis son arrivée au LAVOC. C'est en effet grâce à son important travail que j'ai pu disposer de modèles de simulation bien calibrés pour cette étude. Ex collègue du LAVOC, Jacques Perret a pour sa part apporté une importante contribution à ce travail par une relecture critique et pertinente du présent document.

Je ne saurais terminer sans remercier chaleureusement mon directeur de thèse, le Professeur André-Gilles Dumont, qui, depuis mon arrivée au LAVOC, m'a toujours apporté sa confiance et m'a laissé pleine liberté pour l'organisation de mes travaux. Son ouverture d'esprit et son important soutien m'ont notamment permis de réaliser ces séjours très riches en enseignements dans deux autres universités.

Table des matières

VERSION ABREGEE		A
ABSTRACT		C
REMERCIEMENTS		E
TABLE DES MATIERES		G
FIGURES		K
TABLEAUX		O
1. INTRODUCTION		1
1.1	Les systèmes de transports intelligents	1
1.1.1	Les systèmes de navigation statiques et dynamiques	2
1.1.2	Récolte de données dynamiques par véhicule flottant	3
1.2	Le système de navigation auto-alimenté (SNA)	5
1.3	Objectifs de l'étude	7
1.4	Terminologie	7
2. DEMARCHE ET CONTENU DE L'ETUDE		9
2.1	Démarche et architecture détaillées du SNA	9
2.2	Thèmes prioritaires de recherche	11
2.3	La microsimulation comme outil d'évaluation	12
2.3.1	Pourquoi la microsimulation ?	12
2.3.2	Pourquoi AIMSUN ?	13
2.3.3	Le modèle de Lausanne	14
3. ETAT DES CONNAISSANCES		17
3.1	Projets reposant sur une application pratique (Filed Operation Test, FOT)	17

3.2	Les études basées sur la simulation.....	19
4.	ESTIMATION ET PREDICTION DES TEMPS DE PARCOURS PAR VEHICULES FLOTTANTS	23
4.1	Contenu et démarche.....	23
4.2	Définition et concept du temps de parcours	24
4.2.1	L'approche déterministe	24
4.2.2	La particularité des réseaux urbains	27
4.3	L'estimation des temps de parcours.....	28
4.3.1	Etat des connaissances	28
4.3.2	La problématique de l'estimation par FCD	29
4.3.3	Le cas du FOT de Yokohama	31
4.3.4	Les indicateurs de performance	32
4.3.4.1	<i>L'erreur quadratique moyenne des temps de parcours d'arc</i>	32
4.3.4.2	<i>L'erreur individuelle moyenne de temps de parcours d'arc</i>	32
4.3.4.3	<i>L'erreur quadratique moyenne des temps de parcours d'itinéraire</i>	33
4.3.4.4	<i>L'erreur individuelle moyenne de temps de parcours d'itinéraire</i>	34
4.3.5	Le taux d'équipement	34
4.3.6	La définition des arcs	35
4.3.7	La période d'agrégation	39
4.3.8	La moyenne mobile	41
4.3.9	Effet combiné du choix de la définition d'arc et de la période d'agrégation	42
4.3.10	Les méthodes de substitution	43
4.3.10.1	<i>La méthode statique (Free Flow)</i>	44
4.3.10.2	<i>La méthode stationnaire</i>	44
4.3.10.3	<i>La méthode du profil historique</i>	44
4.3.10.4	<i>Méthode prédictive</i>	46
4.3.11	L'estimation combinée	47
4.3.12	La valeur d'alarme	49
4.3.13	Analyse paramétrique	50
4.3.13.1	<i>L'indicateur MSLE (Mean Square Link Error)</i>	50
4.3.13.2	<i>L'indicateur AILE (Average Individual Link Travel Time Error)</i>	52
4.3.13.3	<i>L'indicateur AIPE (Average Individual Path Travel Time Error)</i>	55
4.3.13.4	<i>Les moyennes mobiles</i>	63
4.3.13.5	<i>Cas particulier d'un incident</i>	63
4.4	L'approche probabiliste.....	66
4.4.1	Le temps de parcours d'arc comme variable aléatoire	66
4.4.2	Cas particulier de l'estimation par véhicules flottants	68
4.4.3	L'approche moyenne – écart type	68
4.5	Prédiction des temps de parcours	72
4.5.1	Etat des connaissances	72
4.5.2	Définition des besoins	73
4.5.3	Choix de la méthode	73
4.5.4	Brève introduction sur les réseaux de neurones	74
4.5.5	Apprentissage et validation des réseaux de neurones	76
4.6	Synthèse et choix.....	80
5.	AFFECTATION DU TRAFIC	83
5.1	Contenu et démarche.....	83

5.2	Calcul d'itinéraire pour les véhicules équipés du SNA.....	84
5.2.1	La fonction de coût	84
5.2.2	Le SPA	85
5.2.3	Améliorations potentielles	85
	5.2.3.1 <i>Time Dependent Shortest Path Algorithm (TDSPA)</i>	85
	5.2.3.2 <i>Approche probabiliste</i>	86
5.3	Affectation des véhicules non guidés	91
5.3.1	Remarques introductives	91
5.3.2	Etat des connaissances	91
5.3.3	Le DTA dans AIMSUN	93
	5.3.3.1 <i>La fonction de coût</i>	93
	5.3.3.2 <i>Le modèle de choix de route</i>	94
5.3.4	Limitations des modèles classiques d'affectation de trafic dynamique	94
	5.3.4.1 <i>Affectation réactive</i>	94
	5.3.4.2 <i>Affectation prédictive</i>	95
	5.3.4.3 <i>Connaissance du réseau</i>	96
	5.3.4.4 <i>Catégories d'usagers</i>	97
5.3.5	Approche basée sur l'utilisation d'un profil historique et des catégories d'usagers	97
	5.3.5.1 <i>Les catégories d'usagers</i>	97
	5.3.5.2 <i>L'élaboration du profil historique</i>	98
5.3.6	Application dans le cas d'AIMSUN	100
	5.3.6.1 <i>Fonctions de coût (CF)</i>	100
	5.3.6.2 <i>Test de convergence</i>	101
5.4	Synthèse et choix.....	102
6.	EVALUATION DES PERFORMANCES	105
6.1	Contenu et démarche.....	105
6.2	Structure de la demande et paramètres du SNA	106
6.3	Indicateurs de performance	107
6.3.1	Temps de parcours	107
6.3.2	Distances	107
6.3.3	Type de routes utilisées	108
6.4	Scénario habituel	109
6.4.1	Analyse des temps de parcours	109
	6.4.1.1 <i>Constataions générales</i>	109
	6.4.1.2 <i>Evolution dans le temps</i>	111
6.4.2	Analyse des distances parcourues	112
6.4.3	Analyse des types de routes utilisés	113
6.5	Scénario avec incident	116
6.5.1	Valeur d'alarme	116
6.5.2	Analyse des temps de parcours	117
6.6	Synthèse	122
7.	CONCLUSIONS	123
7.1	Le concept du système de navigation auto alimenté et ses performances attendues.....	123

7.2	Axes de recherches complémentaires.....	125
8.	BIBLIOGRAPHIE	127
9.	ANNEXES	133
9.1	Table des abréviations.....	133
9.2	Modèle de simulation de la ville de Lausanne.....	137
	9.2.1.1 <i>Le réseau "centre-ville"</i>	137
	9.2.1.2 <i>Le réseau "agglomération"</i>	140
9.3	Figures complémentaires.....	143
9.4	Architecture du module de traitement et statistique (MTS).....	145
9.4.1	Configuration off-line	145
9.4.2	Configuration on-line	147
9.5	Code C++ de la DLL d'acquisition de données FCD	149
9.5.1	GetExt.h	149
9.5.2	GetExt.cxx	149
9.6	Code C++ du module de traitement et statistique (MTS)	153
9.6.1	Main.cpp	153
9.6.2	Fonctions.h	155
9.6.3	Fonctions.cxx	157
10.	CURRICULUM VITAE	179

Figures

Figure 1:	Schéma simplifié du fonctionnement du système de navigation auto-alimenté	5
Figure 2:	Eléments du SNA	8
Figure 3:	Rôle du modèle de simulation de trafic dans la démarche de l'étude	10
Figure 4:	Démarche de l'étude et architecture du système de navigation auto-alimenté	11
Figure 5:	Limites géographiques du modèle "centre-ville" (à gauche) et "agglomération"	15
Figure 6:	Partie de la démarche d'évaluation du SNA traitée dans le chapitre 4	23
Figure 7:	Différence entre le calcul du BPT (en rouge) et de l'APT (en bleu)	26
Figure 8:	Agrégation des mesures de LT par moyenne ou médiane sur 15 minutes	26
Figure 9 :	Mesures réelles de véhicules flottants sur un arc du centre-ville de Yokohama (Japon)	31
Figure 10:	Représentation classique des arcs et nœuds	35
Figure 11:	Mesure de LT sur un arc reliant deux carrefours à feux	36
Figure 12:	Représentation des LT regroupés par paire d'arcs entrant et sortant	37
Figure 13:	Représentation sub-divisée des arcs et nœuds	38
Figure 14:	Variabilité à court terme et à moyen terme cumulée	40
Figure 15 :	Principe de la moyenne mobile avec une période de calcul (CP) deux fois plus courte ($\eta=2$) que celle d'agrégation (AP).	41
Figure 16:	Moyenne des écarts types de la population de LT des arc-périodes du modèle "centre-ville" de Lausanne	42
Figure 17:	Pourcentage de mesures blanches en fonction de la période d'agrégation et du taux d'équipement (définition d'arc <i>classique</i> à gauche et <i>in-out</i> à droite)	43
Figure 18:	Evolution de l'erreur d'approximation relative (ER = 1%) et écart type de la population de mesures en fonction du nombre de jours de mesures cumulé	46
Figure 19:	MSLE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs Classical	51
Figure 20:	MSLE en fonction de l'AR et du type de définition d'arcs pour un ER = 0	51

Figure 21:	AILE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs classical	52
Figure 22:	AILE en fonction du taux d'équipement et de la définition d'arcs pour une AP = 900	53
Figure 23:	Relation entre l'AILE et le pourcentage de substitution (ou de mesures blanches) en fonction de la définition d'arcs pour une AP=60	54
Figure 24:	AIPE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs classical	55
Figure 25:	AIPE en fonction du taux d'équipement et de la définition d'arcs pour une AP = 900	56
Figure 26:	Vision 3D de l'AIPE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs Classical (gauche) et In-out (droite)	57
Figure 27:	AIPE en fonction de la méthode de substitution et du taux d'équipement pour une AP = 900 et une définition d'arcs in-out	58
Figure 28:	Courbes des AIPE minimaux en fonction de la méthode de substitution et du taux d'équipement	60
Figure 29:	AIPE en fonction de la méthode de substitution et de la période d'agrégation pour un ER = 2 et une définition d'arc in-out	61
Figure 30 :	Courbes des AIPE minimaux en fonction de la méthode de substitution et du taux d'équipement pour une CP=AP/2	63
Figure 31:	Courbes des AIPE minimaux en fonction de la méthode de substitution et du taux d'équipement pour un jour avec incident	64
Figure 32:	Exemple d'évolution temporelle de distribution de probabilités de temps de parcours d'arcs	67
Figure 33 :	Erreur quadratique d'estimation de l'écart type des temps de parcours d'arcs pour différents AP et une définition d'arcs <i>classical</i> .	69
Figure 34 :	Pourcentage d'arc-périodes ne présentant pas de valeurs d'ELTS (alors qu'existe un LTS) en fonction de l'AP et de l'ER	70
Figure 35 :	Pourcentage d'arc-périodes ne présentant pas de valeurs d'ELTS (alors qu'existe un LTS) en fonction de l'AP et de l'ER après substitution par les valeurs du profil historique	71
Figure 36 :	Evolution temporelle de l'écart type (vert) et de la moyenne (rouge) de la population de LT d'un arc du réseau de Lausanne (agrégation à 15 minutes).	71
Figure 37 :	Architecture générique d'un réseau de neurones de type MLP (Multi Layer Perceptron)	75
Figure 38:	Processus d'apprentissage du réseau de neurones à l'aide du logiciel MATLAB	78
Figure 39 :	Partie de la démarche d'évaluation du SNA traitée dans le chapitre 5	83

Figure 40:	La représentation probabiliste des temps de parcours de deux itinéraires permet aux usagers de réaliser un choix en prenant en compte la notion de risque	87
Figure 41:	Moyennes et écarts types des temps de parcours d'arcs (en bleu) et des itinéraires (en rouge) constitués pas un nombre variable de ces arcs	88
Figure 42:	Temps de parcours mis par les mêmes véhicules pour parcourir deux arcs consécutifs (Link 1 et 2) du réseau de Yokohama (mesures réelles)	89
Figure 43 :	L'entier de la chaîne de traitement d'un modèle d'affectation de trafic	91
Figure 44:	Processus itératif d'obtention du profil historique	99
Figure 45:	Partie de la démarche d'évaluation du SNA traitée dans le chapitre 6	105
Figure 46:	Temps de parcours moyen par catégorie d'usager et par taux d'équipement	109
Figure 47:	Evolution des temps de parcours moyens de chaque catégorie d'usagers pour un ER de 50 ⁰ / ₀₀	111
Figure 48:	Distance moyenne parcourue par catégorie d'usager et par taux d'équipement	112
Figure 49:	Distributions de la distance parcourue entre les types de routes en fonction de la catégorie d'usagers	114
Figure 50:	Distributions de la distance parcourue par les véhicules équipés du SNA entre les types de routes pour différentes valeurs d'ER	114
Figure 51:	Augmentation, en pourcent, du nombre de kilomètres parcourus sur les routes de type "street 30"	115
Figure 52:	Emplacement de l'incident (cercle rouge) sur le réseau "centre-ville" de Lausanne	116
Figure 53:	Temps de parcours d'arc estimé par le SNA (échantillon) et mesuré par AIMSUN (population) lors de l'occurrence d'un incident	117
Figure 54:	Evolution des temps de parcours moyens des quatre catégories d'usager dans le cas d'un incident survenant à 17h00 (ER=100 ⁰ / ₀₀)	118
Figure 55:	Evolution des distances parcourues pour les quatre catégories d'usager et dans le cas d'un incident survenant à 17h00 (ER=100 ⁰ / ₀₀)	119
Figure 56:	Evolution des temps de parcours moyens des quatre catégories d'usager dans le cas d'un incident survenant à 17h00 (ER=10 ⁰ / ₀₀)	120
Figure 57:	Réseau du centre-ville	137
Figure 58:	Evolution journalière du volume de trafic au centre-ville (4 compteurs et la moyenne)	138

Figure 59:	Coefficient de volume adopté pour chaque tranche de demande de 15 minutes	138
Figure 60 :	Comparaison entre les débits du modèle AIMSUN (Centre-ville) et ceux réellement mesurés sur le terrain	140
Figure 61:	Réseau de l'agglomération lausannoise	141
Figure 62 :	Comparaison entre les débits du modèle AIMSUN (Agglomération) et ceux réellement mesurés sur le terrain	142
Figure 63:	AILE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs In	143
Figure 64:	AILE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs Out	143
Figure 65:	AILE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs In-out	143
Figure 66:	AILE en fonction du taux d'équipement et du de la définition d'arcs pour une AP = 120	143
Figure 67:	AILE en fonction du taux d'équipement et du de la définition d'arcs pour une AP = 3600	143
Figure 68:	Relation entre l'AILE et le pourcentage de substitution en fonction de la définition d'arcs pour une AP = 3600	143
Figure 69:	AIPE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs In	144
Figure 70:	AIPE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs Out	144
Figure 71:	AIPE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs In-out	144
Figure 72:	AIPE en fonction du taux d'équipement et de la définition d'arcs pour une AP = 120	144
Figure 73:	AIPE en fonction du taux d'équipement et de la définition d'arcs pour une AP = 1800	144
Figure 74:	Visualisation de l'envoi de signaux d'alarme par des véhicules bloqués sur le réseau (saisie d'écran lors d'une simulation)	144
Figure 75:	Architecture du module de traitement et statistique, configuration off-line	145
Figure 76 :	Architecture du module de traitement et statistique, configuration on-line	147

Tableaux

Tableau 1:	Caractéristiques de bases des deux modèles de Lausanne	14
Tableau 2:	Différences entre les particularités des réseaux autoroutiers et urbains	27
Tableau 3 :	Valeur de la fonction de coût du réseau de neurones modélisant l'estimation combinée	48
Tableau 4:	Les AIPE minimaux pour chaque combinaison ER / Méthode de substitution avec leur AP et définition d'arcs correspondantes	59
Tableau 5:	Comparaison entre l'EBPT et le PT de chaque véhicule simulé pour différents ER	62
Tableau 6 :	Caractéristiques des réseaux de neurones utilisés	76
Tableau 7 :	Valeurs de la fonction de coût (MSE) de chaque réseau de neurones pour le lot d'apprentissage et ceux de validation	79
Tableau 8:	Structure de la demande (proportions de catégorie d'usagers) et paramètres du SNA en fonction de l'ER	106
Tableau 9:	Vue globale du niveau d'utilisation des type de routes (ER=10)	113
Tableau 10:	Caractéristiques des 4 niveaux hiérarchiques de polysections choisis pour le réseau du centre-ville	139
Tableau 11:	Caractéristiques des 4 niveaux hiérarchiques de polysections choisis pour le réseau agglomération	141

1. Introduction

1.1 Les systèmes de transports intelligents

Élément indispensable de nos activités quotidiennes et symbole de la liberté individuelle, la mobilité est un des piliers centraux de notre société d'aujourd'hui. Sa gestion est plus que jamais sujet de débats, tant il est vrai que certaines parties de nos réseaux de transports ont atteint leur limite de capacité, tout du moins dans leur utilisation actuelle. Les grandes agglomérations ainsi que les principaux axes les reliant sont particulièrement touchés par ce phénomène de surcharge. Les habitudes prises et le fonctionnement actuel de notre société ne laissent pas entrevoir un ralentissement de la croissance de la demande en transport, bien au contraire. L'offre, quant à elle, ne peut plus être développée que de manière sporadique et ciblée, les limitations économiques, territoriales et écologiques ne permettant plus un agrandissement à grande échelle des infrastructures de transport.

Sur la base de ce constat, une meilleure exploitation de l'infrastructure existante semble être, à court et moyen terme, la seule solution viable pour limiter au maximum les nuisances sociales, économiques et environnementales résultant de la surcharge des réseaux de transports. Il s'agit par conséquent d'améliorer la gestion de la demande en transport de manière à obtenir une répartition géographique, temporelle et modale plus adéquate afin d'optimiser l'utilisation des infrastructures. Cette démarche fait partie des objectifs majeurs que l'utilisation des systèmes de transports intelligents (**STI**) doit permettre d'atteindre. Ces derniers, en s'appuyant notamment sur les techniques novatrices des domaines de l'informatique et des télécommunications, doivent permettre selon le "ITS Handbook" édité par l'Association mondiale de la Route [21] de:

- réduire les accidents
- aider à la diminution des congestions
- contrôler et protéger l'environnement
- augmenter la productivité, l'efficacité et le développement
- améliorer le confort des usagers

Ces objectifs sont fortement liés entre eux et il n'est pas possible de les traiter de manière indépendante. Une meilleure exploitation de l'infrastructure existante permet, par exemple, des améliorations dans chacun des domaines précités. De nombreuses applications, déjà en service, en cours de développement ou tout simplement projetées existent et sont répertoriées dans une riche littérature.

Ces applications sont, dans la pratique, réparties en deux groupes principaux :

- les **ATIS** (Advanced Traveller Information Systems¹)
- les **ATMS** (Advanced Traffic Management Systems²)

Les ATIS réunissent les applications ayant pour but d'informer les usagers, avec une réactualisation fréquente, de la disponibilité et du niveau de service du réseau de transports qu'il emprunte ou compte emprunter. Ce type de services se fonde sur l'espérance qu'un usager bien informé fera des choix (itinéraire, mode, heure de départ,...) qui amélioreront la qualité de son déplacement (efficacité, sécurité et confort) et, sous certaines conditions, améliorera de manière générale la répartition de la demande sur le réseau.

Les applications du type ATMS, quant à elles, cherchent à contrôler la demande par des moyens plus contraignants et centralisés. Dans ce cas, il s'agit plutôt d'une gestion de flux. Les systèmes de feux adaptatifs en milieu urbain ou encore de panneaux à limitations de vitesse variables sur voies rapides en sont de parfaits exemples.

1.1.1 Les systèmes de navigation statiques et dynamiques

Appartenant à la catégorie des ATIS, le système de navigation est un outil essentiellement utilisé par les automobilistes bien qu'une extension aux autres modes de transport (pédestre notamment) émerge progressivement. Il est généralement composé d'une interface graphique, d'un système de localisation (GPS, GSM,...), d'une base de données cartographique représentant l'entier du réseau de transport disponible et d'un ordinateur. Il est à souligner que ces deux derniers éléments ne sont pas nécessairement à bord du véhicule. Ils peuvent être localisés dans un centre de gestion qui, par une connexion sans fil (GSM, GPRS, Radio,...) transmet les informations au terminal embarqué après que celui-ci lui ait envoyé sa position.

Un tel outil offre deux services principaux à son utilisateur. D'abord, en fonction de la destination sélectionnée et de la position actuelle du véhicule, l'outil calcule l'itinéraire optimal (sur la base des informations disponibles) reliant ces deux points. Par itinéraire optimal, il est généralement entendu celui minimisant le temps de parcours total, certaines considérations de hiérarchie du réseau étant également prises en compte. Cette aide apportée au conducteur est particulièrement utile si sa connaissance du réseau est incomplète, voir simplement nulle. Ensuite, le système de navigation guide son utilisateur le long du parcours calculé en lui indiquant carrefour par carrefour les directions qu'il doit emprunter. Cette étude ne traite que le calcul d'itinéraire, ce second service se référant aux seules techniques de navigation et n'ayant aucune influence sur la distribution du trafic sur le réseau.

Il faut toutefois admettre que la grande majorité des trajets réalisés en voiture sont effectués sur un réseau de routes bien connu de l'automobiliste, surtout s'il s'agit

¹ Systèmes avancés d'information aux usagers

² Systèmes avancés de gestion du trafic

d'un déplacement de type pendulaire (maison – travail – maison). Dans ce contexte, l'apport d'un système de navigation conventionnel est limité. Le temps de parcours de chaque arc du réseau codé dans la base de données cartographiques est, en effet, invariant au cours du temps. Pour ce genre de systèmes "**statiques**", les temps de parcours sont calculés uniquement sur la base d'une vitesse moyenne par type d'arc en condition de trafic fluide. Le même itinéraire sera, par conséquent, invariablement proposé pour une même paire origine – destination et ce, quelle que soient l'heure de départ ou les conditions réelles de trafic.

Le concept du système de navigation "**dynamique**" (Dynamic Route Guidance, abrégé **DRG**) se base non pas sur l'utilisation de temps de parcours statiques (en condition de trafic fluide) mais sur celle de temps de parcours estimés sur la base de mesures en temps réel (ou plus précisément récoltées sur un proche passé). Un tel outil permet à son utilisateur de se faire proposer un itinéraire optimal en fonction des conditions de circulation qu'il devrait rencontrer lors de son déplacement. L'apport d'un tel système, même pour des déplacements en milieu familier, est alors bien supérieur.

Il est vrai qu'au-delà d'une connaissance purement topographique du réseau routier, les usagers réguliers du réseau possèdent également une certaine perception de l'état "**habituel**" du trafic aux différentes heures de la journée, la pertinence de cette perception étant difficilement évaluable. Par conséquent, les avantages du système de navigation dynamique pourraient s'avérer moindres pour cette catégorie d'utilisateurs. A l'inverse, il trouverait tout son potentiel pour des événements "**inhabituels**" et non récurrents (accidents, manifestation, travaux,...).

Une condition sine qua non au bon fonctionnement du système de navigation dynamique est la disponibilité de temps de parcours récemment mesurés sur la totalité du réseau. La faible disponibilité de cette information est, aujourd'hui encore, l'un des freins majeurs au développement de tels outils. Les techniques de récolte doivent par conséquent faire l'objet d'une attention accrue.

1.1.2 Récolte de données dynamiques par véhicule flottant

Les techniques actuellement disponibles pour mesurer, ou du moins évaluer, des temps de parcours¹ en temps réel sont de type indirect ou direct. Les méthodes indirectes consistent à dériver, à l'aide de modèles appropriés, les temps de parcours sur la base d'autres mesures (généralement ponctuelles) telles que la vitesse, le débit ou le taux d'occupation. Ces mesures sont traditionnellement fournies par des outils comme des boucles inductives, des caméras de comptage ou encore des détecteurs à ultrasons ou infrarouges. On se base alors sur une série d'hypothèses quant aux conditions de trafic entre les points de mesure pour permettre le calcul des temps de parcours. Une importante densité de points de mesure est nécessaire pour que ces hypothèses simplificatrices n'influencent pas de manière significative la précision de l'estimation des temps de parcours.

Les techniques directes, comme leur nom l'indique, reposent sur la mesure directe du temps mis par tous les véhicules - généralement qu'une partie d'entre eux - pour

¹ Pour une définition précise du temps de parcours, se référer au § 4.2

relier deux points du réseau. Pour ce faire, les véhicules doivent être identifiables (reconnaître le même véhicule en plusieurs points du réseau). Les méthodes dites "**externes**" utilisent des instruments d'identification tels que des caméras de reconnaissance de plaques d'immatriculation par exemple. Des solutions "**mixtes**" existent où un appareil externe (récepteur infrarouge actif, borne DSRC¹,...) lit l'identifiant transmis par un émetteur expressément installé à bords des véhicules. Enfin, les méthodes "**internes**" se veulent indépendantes de tout équipement lié à l'infrastructure. L'emplacement d'un même véhicule à différents instants est alors obtenu uniquement grâce au système de localisation embarqué (GPS ou GSM). Il s'agit alors de la technique de récolte de temps de parcours par véhicules flottants (Floating Car Data, abrégé **FCD**).

La position des véhicules est transmise à un centre de gestion selon une certaine fréquence, les critères entraînant l'envoi de la position pouvant varier. Le transfert est effectué à l'aide d'un moyen de communication sans fil (GSM, GRPS, Ondes radio,...). Une transmission de la position (latitude et longitude) peut être réalisée à espace de temps régulier ou lorsque le véhicule a parcouru une distance prédéfinie (ou la combinaison des deux). Une opération de "map-matching" est alors effectuée au centre de gestion. La technique du map-matching consiste à transformer la position absolue du véhicule en une position relative au réseau routier, partant de l'hypothèse que le véhicule se situe sur un des arcs du réseau. Pour pouvoir estimer de manière satisfaisante le temps mis par le véhicule pour parcourir un arc, il doit transmettre fréquemment sa position afin de déterminer à quel moment il passe sur l'arc suivant. Les frais de communications représentant la plus grande partie des coûts d'exploitation du système, cette fréquence de transmission est toutefois limitée dans la pratique. Pour les réseaux urbains à arcs courts, une fréquence trop faible implique que le véhicule ait parcouru plusieurs arcs entre deux relevés de position. Des algorithmes doivent alors être développés pour reconstituer le trajet emprunté et décomposer le temps séparant les deux positions entre les différents arcs.

Encore peu utilisé dans la pratique du FCD, le couplage du système de localisation avec une base de données cartographiques embarquée permet de réaliser le map-matching en continu (à chaque réactualisation de la position, 1/10 sec pour le GPS par exemple). Contrairement à l'approche précédente, cette dernière offre l'avantage d'une mesure précise de l'instant auquel le véhicule change d'arc et par conséquent du temps qu'il a mis pour le parcourir. Seule cette information est alors communiquée au centre de gestion diminuant ainsi drastiquement la fréquence et le volume de données à transférer.

Pour des raisons économiques évidentes (investissement initial et frais d'exploitation), seul un échantillon limité de véhicules circulant sur un réseau peut être équipés de ces outils de mesures. La taille de cet échantillon, sa représentativité, sa distribution spatiale et temporelle sont autant de paramètres influençant la précision de l'estimation des temps de parcours. Bien qu'elle ait fait l'objet de nombreuses recherches², la détermination de la taille minimale permettant une précision "satisfaisante" reste difficile à quantifier. Aujourd'hui encore, peu

¹ Dedicated Short Range Communication

² Pour un état de l'art dans ce domaine, voir § 4.3.1

d'applications pratiques permettent de confirmer ou infirmer les conclusions de ces travaux souvent très théoriques.

1.2 Le système de navigation auto-alimenté (SNA)

Le concept du système de navigation auto-alimenté (**SNA**) repose sur la combinaison du système de navigation dynamique et de la récolte de temps de parcours par véhicules flottants.

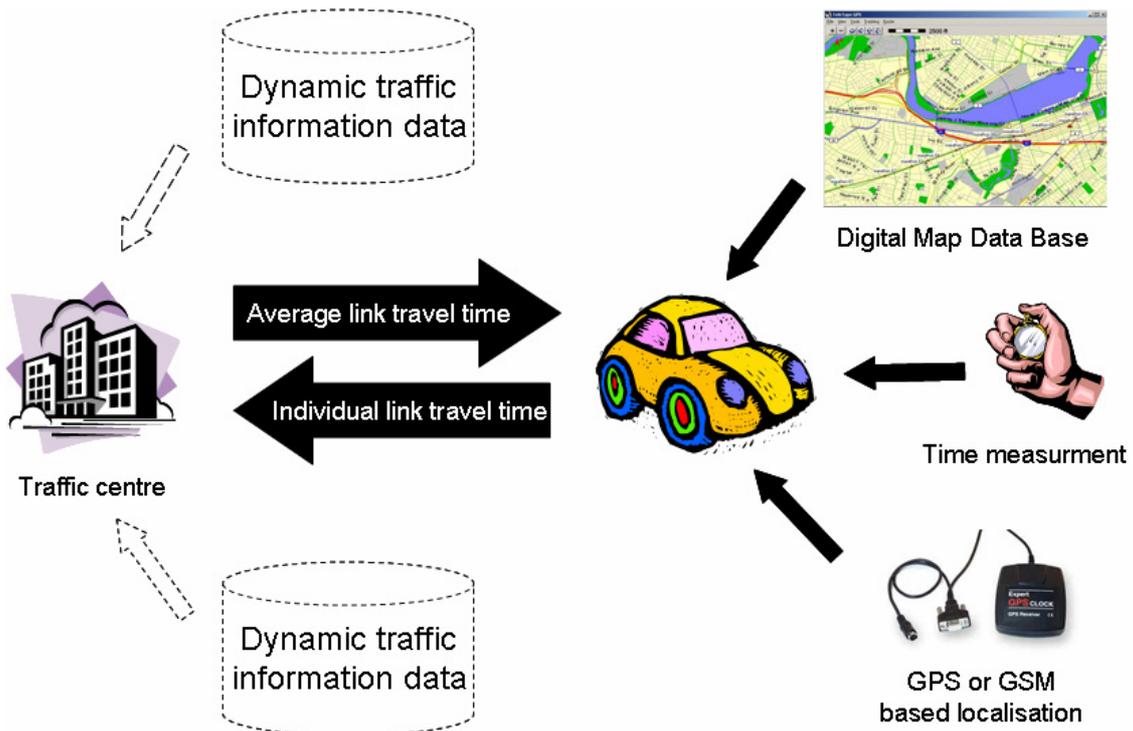


Figure 1: Schéma simplifié du fonctionnement du système de navigation auto-alimenté

En fait, ces deux systèmes nécessitent un équipement embarqué très similaire. Seule la base de données cartographique, nécessaire pour le système de navigation, est facultative pour le FCD. Les avantages de disposer de cette base de données à bord ont toutefois été exposés précédemment.

On voit qu'une flotte de véhicules équipés d'un système de navigation dynamique pourrait être alimentée par des données provenant des mesures de temps de parcours effectuées par cette même flotte jouant cette fois le rôle de véhicules flottants. Cela justifie l'utilisation de l'adjectif "auto-alimenté".

Les principaux avantages du concept sont:

- une utilisation du même équipement pour la récolte et l'exploitation de l'information dynamique
- aucun équipement lié à l'infrastructure routière n'est nécessaire

Alors que ses limitations sont:

- une taille minimale (qui reste à déterminer) de la flotte de véhicules doit être atteinte avant que le service ainsi offert soit fiable
- des problèmes liés à la protection des données privées

Si chacun de ces systèmes (DRG et FCD) fait l'objet de nombreux travaux de recherche, à la connaissance de l'auteur, aucun ne traite du cas particulier de leur combinaison suivant le concept du SNA, démontrant par là même le caractère innovant de cette étude. En effet, le fait que les véhicules guidés soient les mêmes que ceux qui fournissent l'information dynamique implique des répercussions non triviales sur les performances du système comme le montrera cette étude. Une simple addition des particularités des deux applications pour évaluer les performances du SNA serait erronée, car elle ne prendrait pas en compte leurs interactions mutuelles.

Le concept du SNA, de par son indépendance de tout équipement lié à l'infrastructure, semble attirer l'attention de compagnies privées, notamment, les constructeurs automobiles. En effet, une flotte de véhicules équipée du SNA peut s'apparenter à un club d'usagers exclusifs avec toutes les applications économiques que cela implique. La récente sortie du service InterNavi Premium Club de Honda¹, dévoilé au salon de l'automobile de Tokyo en novembre 2003 - qui est clairement une première ébauche de SNA – en est un parfait exemple.

Cette étude n'a pas la prétention d'aborder les thèmes propres à la problématique sociale liée à l'utilisation du SNA et, de manière plus générale, des DRG. Il est toutefois évident que les connaissances qu'apporte un tel système à son utilisateur peuvent impliquer de sa part un usage différent du réseau routier. Au regard de la politique des transports, il paraît légitime de se demander si l'emploi de systèmes de navigation dynamique n'implique pas une utilisation abusive des routes de dessertes, et ce dans le seul objectif d'améliorer les performances de leurs utilisateurs. De ce point de vue il serait souhaitable que cette étude puisse fournir certains éléments de réponse.

¹ Honda's Press Release, September 18, 2003.

1.3 Objectifs de l'étude

Comme expliqué précédemment, de nombreuses incertitudes existent au sujet de l'utilisation du SNA. La présente étude se fixe donc comme but:

En fonction du taux de véhicules équipés, évaluer les performances du SNA - notamment en termes de gain de temps pour ces utilisateurs - et mettre en évidence certaines conséquences de son utilisation sur les conditions de trafic en général.

Pour y parvenir, une série d'objectifs sous-jacents devront être préalablement atteints. Ils consistent notamment à:

- déterminer l'architecture d'un SNA
- proposer une série d'indicateurs de performance pertinents
- améliorer ses performances par l'utilisation de méthodes adéquates, notamment dans le domaine de l'estimation de temps de parcours par FCD
- comparer les performances des véhicules équipés du SNA à celles des véhicules non équipé pour le cas d'un réseau urbain représentatif
- mettre en évidence certaines conséquences de son utilisation sur la distribution du trafic entre les différents types de routes

1.4 Terminologie

Avant de conclure ce chapitre introductif, il est important de souligner que, dans le domaine abordé par cette étude, une terminologie spécifique et précise existe en langue anglaise. Elle est reconnue par le milieu spécialisé et porte rarement à confusion. La traduction française de certaines de ces expressions anglaises est souvent moins explicite et plus confuse. De ce fait, l'auteur se permettra, le cas échéant, d'utiliser la terminologie anglaise dans le texte. Ce sera principalement le cas pour les abréviations et les figures. Une table des abréviations se trouve d'ailleurs en annexe avec leur traduction française. Toutefois, afin de rendre la lecture de ce document plus aisée, certains termes fréquemment utilisés doivent être définis de manière plus précise.

Tout d'abord, le terme de système de navigation auto-alimenté (SNA) représente – comme l'illustre la Figure 2 - l'ensemble du système regroupant les éléments matériels (les équipements embarqués, le centre de gestion), la transmission des données (de et vers le véhicule) et les processus (traitements statistiques des données, prévision de temps de parcours, calcul d'itinéraire,...).

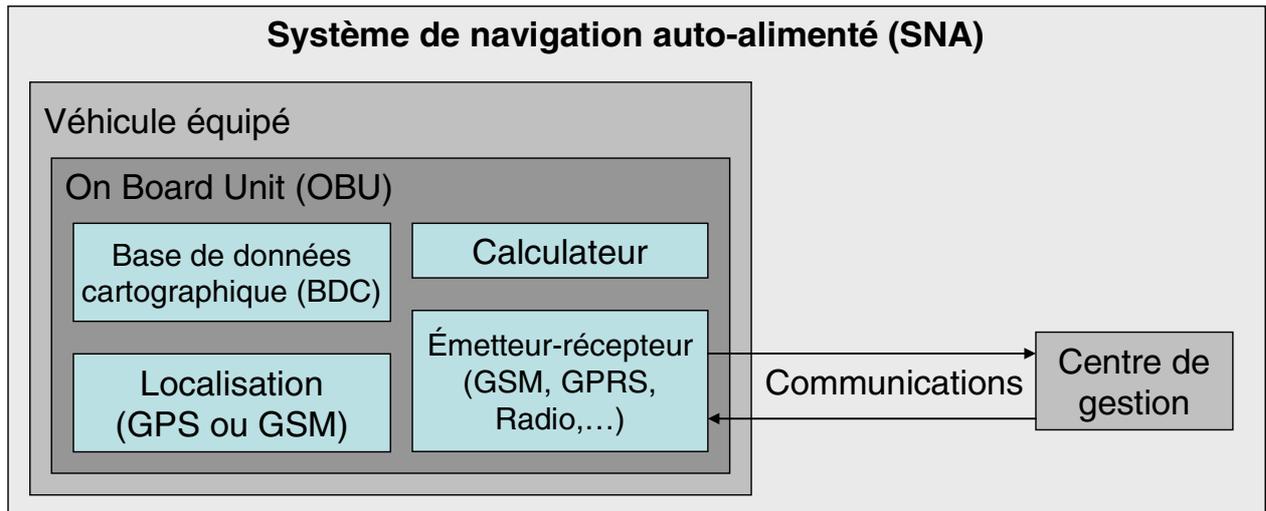


Figure 2: Éléments du SNA

De son côté, l'unité de bord (On Board Unit, abrégé **OBU**) représente l'ensemble des outils embarqués à bord du véhicule soit le système de localisation, l'ordinateur, la base de données cartographiques et l'émetteur-récepteur.

Concernant les *véhicules équipés du SNA*, plusieurs termes synonymes y feront référence dont celui de *véhicules équipés*. Lorsque que le terme de *véhicules flottants* est utilisé, la fonctionnalité FCD du véhicule équipé est alors mise en avant. Dans la même optique, le terme de *véhicules guidés* fait référence à sa fonctionnalité DRG.

On finira par préciser que les termes de véhicule, d'utilisateur ou encore de conducteur sont à considérer comme similaires, le binôme homme - voiture étant considéré dans cette étude comme une seule entité.

2. Démarche et contenu de l'étude

2.1 Démarche et architecture détaillées du SNA

Pour atteindre les objectifs de cette étude, il faut pouvoir:

- analyser, traiter et exploiter les données transmises par une flotte de véhicules équipés
- transmettre à ces mêmes véhicules des itinéraires fréquemment réactualisés
- mesurer les performances (temps de parcours notamment) des véhicules équipés et non équipés

Une expérience sur le terrain, avec une flotte de véhicules correctement équipée, permettrait de satisfaire pleinement aux deux premiers besoins cités. Elle ne fournirait par contre pas d'information sur les véhicules non équipés et ne remplirait donc pas la dernière exigence. Pour compenser cette lacune, il faudrait alors pouvoir également suivre des véhicules non équipés pour connaître leur comportement dans le réseau ce qui est difficile à réaliser. Pour finir, une telle expérience manquerait de flexibilité pour une analyse paramétrique, une variation du pourcentage de véhicules équipés s'avérant difficile à obtenir. Toutefois, le principal frein à une telle approche reste évidemment les coûts prohibitifs qu'engendrerait une telle expérience.

D'un autre côté, une approche uniquement analytique semble inimaginable car ne pouvant en aucun cas offrir les outils nécessaires au suivi et à l'analyse des itinéraires suivis par les véhicules sur un réseau.

C'est pourquoi un outil de simulation de trafic permettant de:

- modéliser un réseau routier suffisamment grand pour cerner la complexité régionale des déplacements,
- reproduire le comportement de choix de route des véhicules,

semble être le mieux à même de satisfaire aux besoins décrits ci-dessus.

Il existe différentes catégories de simulateur, chacune étant prévue pour des applications spécifiques. Dans cette étude, le choix s'est porté sur le simulateur de type microscopique "**AIMSUN**". L'analyse des caractéristiques nécessaires pour cette étude ayant conduit au choix de ce simulateur est décrite au § 2.3.

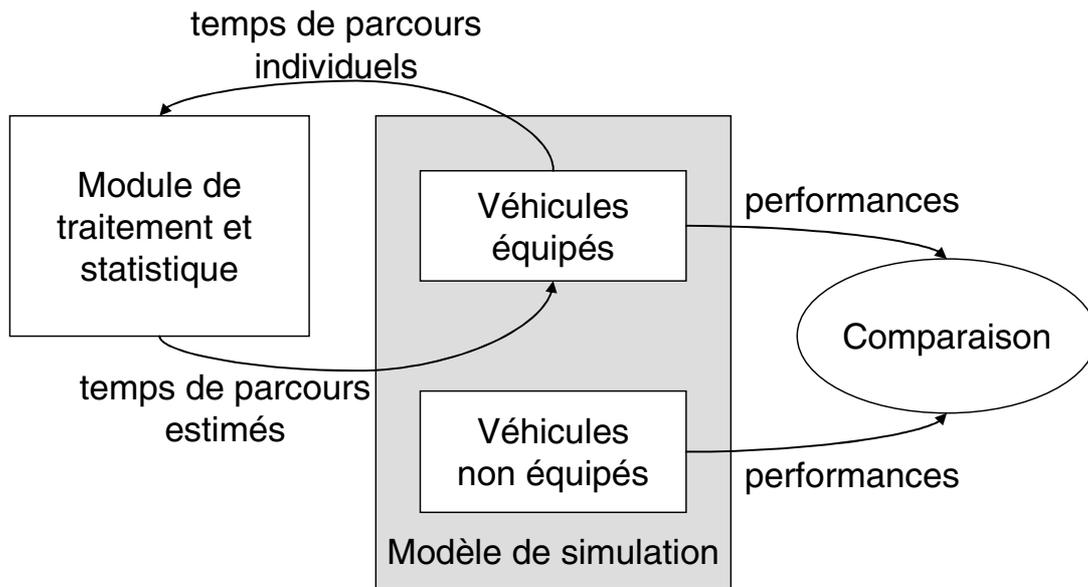


Figure 3: Rôle du modèle de simulation de trafic dans la démarche de l'étude

Le schéma de la Figure 3 synthétise la démarche utilisée dans cette étude et montre le rôle joué par le modèle de simulation. Dans un premier temps, une partie des véhicules circulant sur le modèle sont définis comme équipés et transmettent des données comme le feraient, dans la réalité, des véhicules flottants. Après traitement de ces données par un module externe appelé Module de Traitement et Statistique (**MTS**), les temps de parcours estimés ainsi obtenus sont alors transmis à intervalle régulier au simulateur qui calcul les itinéraires que suivent les véhicules équipés. Par ailleurs, les véhicules non équipés obtiennent leurs itinéraires par application du modèle d'affectation de trafic du simulateur lui-même. Une comparaison entre, notamment, les temps de parcours induits par ces deux types de calculs d'itinéraires permet enfin de quantifier les performances des véhicules équipés du SNA.

Le MTS (dont l'architecture et le code C++ se trouvent en annexe), en communication permanente avec le simulateur via une interface spécifique, regroupe la totalité - ou du moins une grande partie - des tâches qui incomberaient dans la réalité au centre de gestion. Le calcul d'itinéraire des véhicules équipés, qui est normalement réalisé par le calculateur de bord, repose sur l'algorithme de calcul d'itinéraire déjà codé dans AIMSUN.

Le rôle du modèle de simulation étant maintenant établi, une description plus détaillée de la démarche de l'étude peut être présentée. Elle est illustrée par la Figure 4, un développement de la Figure 3. Les bases de données y figurent en bleu alors que les opérations de traitement sont en rouge.

Cette démarche consiste d'abord à déterminer les méthodes adéquates de traitement des données fournies par les véhicules flottants (case "Guided & Probe vehicles" de l'organigramme) et ce, dans l'optique d'optimiser les performances du SNA. Ce travail, élément clé de la présente étude, fera l'objet du chapitre 4. Deux notions fortement liées y seront abordées: l'estimation et la prédiction des temps de parcours d'arcs.

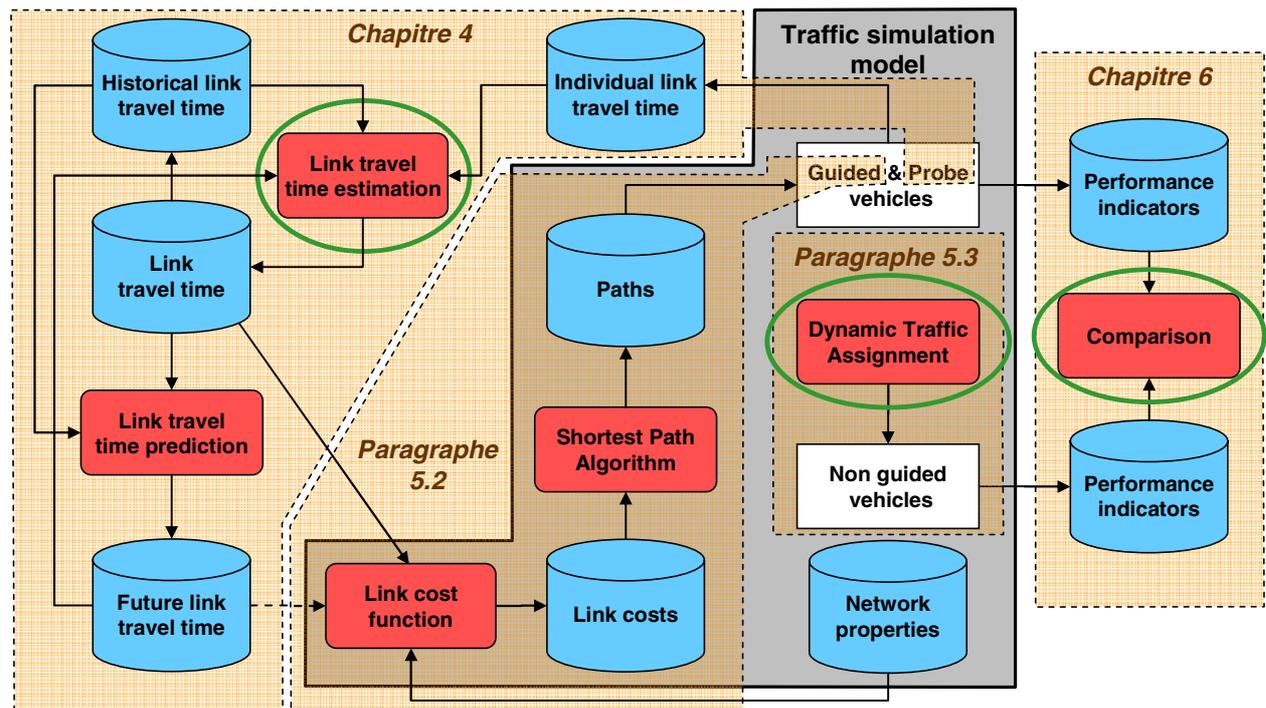


Figure 4: Démarche de l'étude et architecture du système de navigation auto-alimenté

Ces temps de parcours, une fois obtenus, sont utilisés pour calculer les itinéraires optimaux qui sont alloués aux véhicules équipés du SNA. Ce calcul, bien que n'étant pas un thème central de l'étude, fait néanmoins le sujet de la première partie du chapitre 5. La deuxième partie de ce chapitre traite également du calcul d'itinéraires, mais des véhicules non équipés cette fois. Ce calcul n'est en fait qu'un élément du processus complexe d'affectation dynamique de trafic. Ce dernier a pour tâche la distribution des flux de véhicules non équipés sur les différents arcs du réseau. Une analyse des modèles proposés habituellement par les simulateurs (et en particulier celui d'AIMSUN) est réalisée afin de juger s'ils reproduisent de manière suffisamment réaliste le comportement réel des usagers. Si ce n'est pas le cas, une modification de ces modèles est alors proposée.

Finalement, les performances de chaque catégorie de véhicules sont mesurées à l'aide d'une série d'indicateurs pertinents. Les différences ainsi obtenues (ou non) permettent de tirer des enseignements sur l'efficacité mais également sur les probables limites du SNA. Afin de nuancer ces conclusions, différents scénarii sont analysés. Une comparaison entre un jour "habituel" et un autre soumis à de perturbations "inhabituels" (incident, manifestation) est présentée. Tous ces éléments font l'objet du chapitre 6.

2.2 Thèmes prioritaires de recherche

La complexité de l'architecture du SNA, dont la Figure 4 donne une idée, rend impossible l'analyse approfondie de chaque élément la composant dans le cadre de cette étude. Des thèmes de recherche prioritaires ont donc être sélectionnés, notamment en fonction des potentiels d'amélioration du SNA. Sur la base des connaissances existantes pour chacun des thèmes et des idées novatrices que l'auteur désire développer, les trois thèmes suivant ont été sélectionnés:

- estimation des temps de parcours d'arcs par FCD
- modèle de choix de route des véhicules non équipés
- évaluation des performances des véhicules équipés du SNA

Ces thèmes sont encadrés en vert sur la Figure 4.

Pour les autres composants de l'architecture du SNA, des méthodes développées dans d'autres travaux seront utilisées. Cela sera notamment le cas pour la prédiction des temps de parcours d'arcs et le calcul d'itinéraire des véhicules guidés.

2.3 La microsimulation comme outil d'évaluation

Comme expliqué précédemment, la simulation de trafic semble être l'outil adéquat pour permettre, sur la base d'un trafic réaliste et en prenant en compte la complexité d'un réseau étendu, une évaluation des performances du SNA. Ce § explique les raisons ayant motivé le choix du microsimulateur AIMSUN pour cette étude et propose une brève description du modèle de réseau utilisé.

2.3.1 Pourquoi la microsimulation ?

Les différents outils de simulation de trafic peuvent être regroupés en trois catégories¹:

- **Les macrosimulateurs**

Statiques (demande et offre invariables dans le temps), ils modélisent le trafic comme étant un flux homogène caractérisé par des variables telles que le débit, la vitesse ou la densité du flux. L'écoulement de ces flux est régi par des lois simples, notamment celle de la conservation de la masse, celle définissant la vitesse comme étant le rapport du débit sur la densité et celle reliant le débit à la densité suivant des valeurs expérimentales. L'affectation du trafic se fait en respectant l'hypothèse de l'équilibre statique de Wardrop [87].

- **Les mésosimulateurs**

Ces simulateurs sont de type dynamique. Le paramètre "temps" est donc pris en compte. La représentation du trafic se base sur une description individuelle des véhicules mais dont les règles de progression s'appliquent à des "paquets" de véhicules. L'écoulement de ces paquets est régi par des lois similaires à celles des modèles macroscopiques.

¹ Une description des modèles d'affectation propres aux différents types de simulateur est traitée au § 5.3

• Les microsimulateurs

Comme ceux de la catégorie précédente, les simulateurs microscopiques sont dynamiques et représentent les véhicules de manière individuelle. Par contre, l'écoulement du trafic est cette fois régi par des lois comportementales mettant en relation les véhicules entre eux et les véhicules avec l'infrastructure. Il s'agit principalement des modèles de poursuite (car following) et de changement de voies (lane changing).

Pour cette étude, le système d'acquisition de données dynamique par véhicules flottants doit être modélisé de manière réaliste tout comme le guidage des véhicules équipés. Pour ce faire, l'outil de simulation doit posséder les caractéristiques suivantes:

- représenter chaque véhicule de manière individuelle
- modéliser la discontinuité des flux liée à la présence de feux de circulation
- mettre en évidence les différences de temps de parcours expérimentés par chaque véhicule
- permettre d'attribuer un itinéraire différent à chaque véhicule
- avoir la possibilité de modifier les itinéraires en cours de route

De manière évidente, les simulateurs microscopiques sont les mieux à même de modéliser les éléments nécessaires à cette étude.

2.3.2 Pourquoi AIMSUN ?

Il existe une multitude de logiciel de microsimulation, la plupart ayant été développée à l'origine dans le milieu académique. Le logiciel AIMSUN [7] a été développé par l'Université Polytechnique de Catalogne à Barcelone. Il est actuellement commercialisé par la société Transport Simulation Systems.

Cet outil a été sélectionné pour les raisons suivantes:

- En tant que produit commercial, il propose une interface soignée permettant une édition rapide et précise du réseau à modéliser.
- L'API¹ proposée permet une interaction complète et "on-line" entre une application externe et le simulateur. Cet élément est fondamental pour permettre de modéliser l'utilisation d'un SNA (via le MTS).
- Les éléments du modèle d'affectation du trafic peuvent aisément être modifiés par l'utilisateur, permettant ainsi d'évaluer d'autres solutions que celles par défaut.

¹ Application Programming Interface

- Les chercheurs du LAVOC, et en particulier l'auteur, ont une connaissance approfondie de cet outil depuis plusieurs années favorisant ainsi un travail rapide et efficace.
- Des rapports privilégiés entre le LAVOC et les développeurs d'AIMSUN permettent certaines adaptations du logiciel aux besoins de l'étude.

2.3.3 Le modèle de Lausanne

Afin que les conclusions de cette étude ne se limitent pas à une approche purement théorique, un modèle représentant un réseau existant avec suffisamment de réalisme est utilisé pour développer et valider les méthodes proposées. Comme le montre le chapitre 3, la plupart des études déjà réalisées sur les thèmes du FCD et, dans une moindre mesure, du DRG sont basées sur des réseaux de type autoroutier ou grands axes périurbains mais rarement sur des réseaux urbains. Afin de garder une approche générique, un réseau mélangeant ces trois types est donc retenu pour cette étude. Une attention particulière sera toutefois portée sur la partie purement urbaine du réseau.

Notre choix s'est naturellement porté sur le réseau de l'agglomération lausannoise, dont un modèle a été développé dans le cadre d'un mandat attribué par le service des routes nationales du canton de Vaud au LAVOC et au bureau Robert-Grandpierre & Rapp S.A. Ce choix a également été motivé par une connaissance étendue de la topographie du réseau modélisé mais surtout des conditions de trafic y régnant. Elle s'est avérée particulièrement utile lors de la phase de calibration du modèle et dans l'analyse des itinéraires choisis par les véhicules simulés. Une description détaillée de la réalisation du modèle de Lausanne se trouve en annexe (§ 9.2). Un bref descriptif est proposé ci-dessous afin de faciliter la lecture de la suite de cette étude.

La construction de ce modèle à grande échelle a été réalisée en deux étapes. Dans un premier temps, un réseau se limitant à la zone dite du "**centre-ville**" a été modélisé puis calibré. Il a été utilisé pour les travaux décrits aux chapitres 4 et 5, soit pour le développement du MTS et la création de son interface avec le simulateur AIMSUN. Ses caractéristiques de base sont résumées dans le Tableau 1.

Tableau 1: Caractéristiques de bases des deux modèles de Lausanne

	Centre-ville	Agglomération
Sections	1'351	16'006
Polysections	524	4'131
Taille de la matrice OD	80 x 80	292 x 292
Noeuds	241	1613
Carrefours à feux	49	148
Trafic de pointe [véh/h]	16'437	61'594
Heures simulées	5 (15h00 - 20h00)	3 (16h30 – 18h30)

Construit simultanément à la réalisation des premières parties de cette étude, le modèle complet, appelé "**agglomération**", devait lui être utilisé pour les travaux du chapitre 6. Les principaux enseignements, obtenus sur la base du réseau "centre-ville", devaient être validés par l'utilisation du réseau "agglomération". Afin de réduire les temps de calculs, autant du simulateur que du MTS, la période simulée a été limitée à trois heures pour ce réseau contre cinq pour le "centre-ville". Les caractéristiques du réseau "agglomération" sont également décrites par le Tableau 1. La Figure 5 présente les délimitations géographiques des deux modèles.

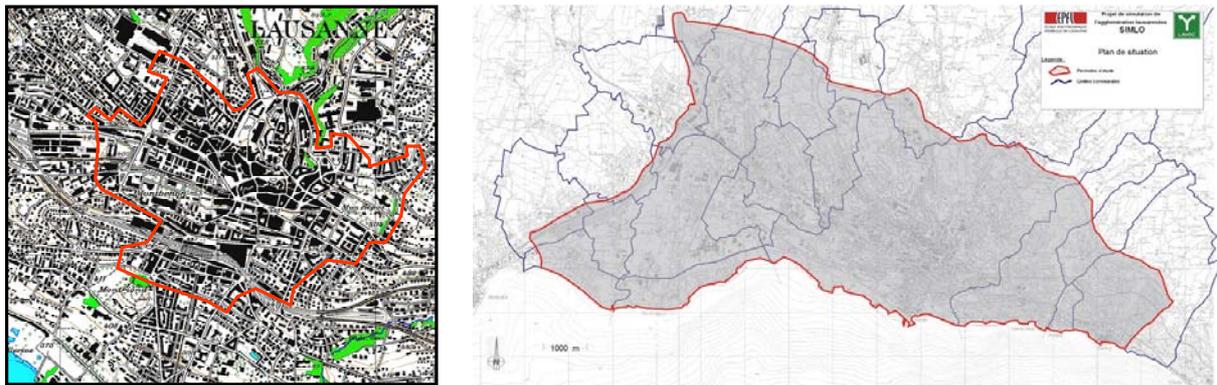


Figure 5: Limites géographiques du modèle "centre-ville" (à gauche) et "agglomération"

Bien que son élaboration soit terminée et que sa calibration donne des résultats satisfaisants, le modèle "agglomération" n'a pas pu être exploité comme prévu pour les travaux du chapitre 6. En effet, la taille très importante du réseau nécessiterait, dans le futur, une adaptation de l'architecture des interfaces et une optimisation du code du MTS pour mieux évaluer les performances du SNA proposé.

3. Etat des connaissances

Dans ce chapitre, l'auteur se propose de passer en revue les principales applications et recherches menées jusqu'à ce jour dans le domaine du Dynamic Route Guidance (DRG) et du Floating Car Data (FCD) ainsi que leur rare combinaison. Il s'agit ici de mettre en évidence les travaux ayant abordé la problématique d'un point de vue global. Une étude bibliographique plus détaillée pour chacun des thèmes abordés dans cette étude est présentée au début de chaque chapitre ou paragraphe s'y rapportant.

3.1 Projets reposant sur une application pratique (Filed Operation Test, FOT)

Les premiers projets d'application pratique et d'évaluation des ATIS basés sur les FCD ont vu le jour vers la fin des années 80. La possibilité d'utiliser le système GPS pour des applications civiles et l'apparition des bases de données cartographiques digitales ont été les principaux vecteurs de l'émergence de ce type de projet. Plusieurs travaux avaient préalablement démontré que les potentiels utilisateurs des ATIS attendaient de ces outils qu'ils leur permettent d'obtenir des informations sur les congestions, l'évolution des temps de parcours et les possibilités d'emprunter des itinéraires de déviation. Les systèmes d'acquisition de données classiques, notamment les boucles inductives, ne permettant que difficilement l'obtention de telles informations, le principe du FCD apparaissait alors comme parfaitement adapté à ce type d'application.

Parmi les nombreux projets d'applications pratiques, certains ont été particulièrement marquants par leur ampleur et la richesse de leurs enseignements :

SOCRATES [92]: Entre 1988 et 1994, cinq travaux de recherche basés sur le FCD ont été menés dans le cadre de ce projet européen. En 1989 a eu lieu à Eindhoven le premier test pratique de faisabilité. L'acquisition des données se faisait à bord du véhicule à l'aide d'un ordinateur. Les temps de parcours étaient alors les seules données enregistrées. L'idée principale de l'utilisation du FCD dans le projet SOCRATES était de pouvoir obtenir des informations fiables pour informer les usagers sur l'état du trafic. Ce test s'est finalement étendu à quelques septante voitures (Gotheborg, Turin, Frankfurt, London, Paris, Bruxelles, etc.). Ces recherches ont avant tout démontré la faisabilité technique de l'acquisition par FCD et regroupé plus de cinquante organismes privés et publics.

ADVANCE [15]: Ce projet américain de très grande envergure a débuté en 1990. Son objectif était de créer une application concrète, basée principalement sur l'acquisition de données par FCD permettant la transmission de données actualisées aux systèmes de navigation embarqués des véhicules. Cette démonstration, qui a eu lieu à Chicago, prévoyait l'équipement de cinq milles véhicules. Toutefois, les auteurs du projet ont finalement dû se limiter au nombre de cinquante. De nombreux travaux de recherche ont été réalisés dans le cadre de ce projet. Parmi les principaux résultats, [25, 73, 74], la démonstration de la bonne fiabilité des mesures des temps de parcours par FCD a été apportée. Le gain réel perçu par les utilisateurs du système de navigation dynamique s'est avéré très discutable. Dans le

cas, par exemple, de congestions récurrentes, peu d'intérêt à été trouvé à son utilisation. Le manque de prise en compte de l'expérience propre de l'utilisateur sur les itinéraires a été également mis en évidence. Toutefois, des gains intéressants ont été relevés dans le cas d'événements non habituels comme, par exemple, les accidents.

Ali-Scout / Autoguide / Euro-Scout: Le principe de base du système de navigation Ali-Scout [36] propose de transmettre des informations de guidage aux systèmes embarqués des véhicules par l'intermédiaire de bornes infrarouges placées aux points importants du réseau routier. Le centre de trafic régional fournit à chaque borne une liste d'itinéraires optimaux reliant la borne en question à toutes les "zones de destinations" du réseau. Lorsque le véhicule passe devant la borne, il charge l'itinéraire dont il a besoin en fonction de sa destination. Pour diminuer au maximum la quantité de données transmises entre la borne et les véhicules, seule la partie de l'itinéraire allant jusqu'à la prochaine borne est transmise. Le calcul des itinéraires optimaux est réalisé principalement sur la base des temps de parcours enregistrés et transmis aux bornes par les véhicules. La première application pratique de ce principe, appelée Autoguide [18], a été réalisée sur la route qui relie le centre de Londres à l'aéroport de Heathrow. Le succès de cette opération a poussé le gouvernement britannique à préparer une base légale pour le développement commercial du système Autoguide. Il était alors prévu d'équiper le centre de Londres avec plus de mille bornes. Un projet similaire a également été mené à Berlin sous le nom d'Euro-Scout [48], où près de sept cents véhicules étaient équipés (250 bornes). Dans ces travaux, Bonsall [11] s'est basé sur l'expérience de Berlin pour démontrer également que l'utilité du système était perçue comme importante uniquement pour les déplacements non habituels même si 20% des usagers avouaient avoir changé leur itinéraire quotidien depuis que leur véhicule était équipé du système. Toutefois, les auteurs du projet admettaient fournir aux usagers des informations dynamiques trop pauvres pour permettre de juger réellement de l'efficacité d'un tel système à grande échelle. Les applications basées sur la transmission par bornes infrarouges ont finalement été abandonnées car demandant un investissement beaucoup trop important en infrastructure et en maintenance.

VERDI [51]: Sur la base des enseignements tirés du projet SOCRATES, la société Mannesman a réalisé en 1996 un test avec 850 véhicules équipés. Cette fois, le transfert de données des voitures au centre de gestion se faisait en utilisant le système des SMS, basé sur la transmission GSM. Les résultats de ce test ont montré la grande utilité de l'acquisition par FCD, en particulier pour le réseau secondaire qui est généralement peu fourni en matériel d'acquisition classique. Les données trafic n'étaient toutefois pas transmises aux usagers par l'intermédiaire d'un système de navigation mais plutôt par les moyens traditionnels (radio, téléphone, teletext, etc.)

TravTek [57]: Ce projet a eu lieu entre 1994 et 1996. Il était basé sur une flotte de cent véhicules mis à la disposition des clients de sociétés de location de voitures autour de la ville d'Orlando en Floride. Ainsi, les utilisateurs des systèmes de navigation étaient principalement des visiteurs sans aucune connaissance du réseau routier. Une partie seulement des systèmes de navigation était alimentée par des informations en temps réel par le centre de gestion du trafic d'Orlando, lui-même utilisant comme source (entre autres) les temps de parcours que lui envoyaient les véhicules équipés. En interpolant les résultats obtenus sur le terrain, en faisant un certain nombre d'hypothèses et en réalisant une étude de sensibilité par simulation

(voir plus bas), les auteurs cette étude [85] parviennent à une estimation de 11% pour le gain de temps que pourrait apporter un tel système à son utilisateur. D'ailleurs, ces derniers seraient prêts à investir en moyenne mille dollars pour être équipés en permanence du système TravTek.

Certains de ces projets, à l'image de VERDI, ont abouti à un véritable service commercial actuellement disponible pour les usagers [51]. En effet, dans ce cas particulier, la société privée allemande Mannesmann (rachetée dernièrement par le géant des télécommunications Vodafone), à l'origine du projet, a décidé de continuer le développement des services associés à l'acquisition de données par FCD. Ces services sont maintenant commercialisés sous le nom de "Passo" (<http://www.passo.de/>) et sont indépendants de toute influence étatique [58], le millier de véhicules équipés étant en leur possession. Les informations transitent par le réseau GSM de Vodafone. Toutefois, ce système n'est pas de la navigation auto-alimentée mais un système d'information trafic basé sur des données FCD.

En France, la société Mediamobile (appartenant au groupe France Télécom) a également développé un service similaire: Visionaute (<http://www.visionaute.fr/>). Les informations trafic (congestions, accidents, travaux), principalement de la région parisienne, sont envoyées aux utilisateurs par ondes radios en utilisant le système RDS (Radio Data System) [56]. Ces dernières s'affichent, par l'intermédiaire d'un fond de carte, sur les écrans équipant les véhicules. Les principales sources de données proviennent du réseau de senseurs (boucles à induction) de la ville et de l'importante flotte de deux milles véhicules des taxis parisiens. Ceux-ci n'étant pas équipés d'un système de navigation (et donc d'une carte digitale), ils ne peuvent que transmettre régulièrement leur position. Le centre de gestion doit donc se charger de transformer ces informations en temps de parcours. Dans le cas de Visionaute, la société privée n'est pas la seule propriétaire du service, car elle est tributaire des données trafics qui lui sont fournies par l'État. Il s'agit ici d'un exemple concret de PPP (Public Private Partnership) [58]. Mais là aussi, le service français ne transmet "que" des informations trafic et ne propose pas de routes optimales par l'intermédiaire d'un système de navigation.

3.2 Les études basées sur la simulation

La limitation technique et économique du nombre de véhicules équipés dans les FOT et le cadre trop restrictif des études analytiques, notamment dans le domaine de l'acquisition de données par FCD, ont rapidement poussé les chercheurs à utiliser les outils de simulation pour affiner les développements et évaluations d'applications ATIS. Les logiciels de micro-simulation permettant non seulement de simuler le mouvement de chaque véhicule sur le réseau et de leur permettre de faire des choix d'itinéraires cohérents, mais également d'intégrer et de modéliser l'impact des ATIS sur les déplacements des véhicules, ont commencé à voir le jour au début des années nonante. H. Mahmassani et al., développeurs du simulateur DYNASMART, ont clairement démontré [54] le potentiel de ce type d'outil pour évaluer les ATIS.

Toutefois, la pratique a démontré que les résultats des études basées sur la simulation dépendaient en grande partie de la qualité des modèles internes utilisés par le logiciel et également des inputs (notamment les matrices Origines – Destinations) qui lui sont fournis. Ces thèmes ont fait et continuent à faire le sujet

d'intenses travaux de recherche pour améliorer sans cesse la validité des résultats obtenus [2, 8, 9, 55]. L'auteur se place ici plutôt comme utilisateur de ce type d'outil et non comme développeur. C'est pourquoi l'historique des modèles utilisés pour la micro-simulation ne sera pas décrit dans ce chapitre même s'il y fera référence à certaines reprises dans cette étude.

Dans le domaine de l'acquisition des données par FCD, les nouvelles recherches basées sur la simulation ont confirmé en partie les conclusions apportées par les études analytiques, à l'exemple de celle réalisée par K. Sanwal et J. Walrand [72] démontrant que le taux de pénétration minimum était de 4% pour un réseau autoroutier. Toutefois, aucune étude connue de l'auteur ne propose de déterminer ce taux minimum dans le cas d'un réseau urbain de type "européen" où le nombre de segment est nettement plus grand et leur taille plus petite. Ainsi, le taux de présence par segment des véhicules équipés pourrait s'avérer nettement plus variable demandant par là même un taux de pénétration plus élevé pour obtenir une information de qualité.

L'utilisation des outils de simulation pour l'évaluation des ATIS a permis de confirmer certains résultats obtenus lors des FOT tout en y apportant des éléments de réponse supplémentaires, notamment au niveau du gain de temps potentiel des usagers de tels systèmes. Une description générale de certaines de ces études basées sur simulation est ici réalisée.

A. Khattak et al. [46] ont réalisé une étude comparative sur l'effet de différents niveaux de qualité d'informations fournies aux usagers. En admettant que tous les usagers pouvant recevoir ces informations acceptent les conseils qui leur sont fournis, les auteurs observent alors que la diminution des temps de parcours globaux (de tous les véhicules) diminue avec l'augmentation du nombre de véhicules équipés et ce, pour un régime sur ou sous-saturé. Toutefois, aucun gain supplémentaire n'est enregistré au-delà d'un taux de 50% de véhicules informés. Cette étude a également démontré que le système de navigation dynamique se révèle être la forme d'ATIS la plus efficace car fournissant une information parfaitement personnalisée (à l'inverse des panneaux à messages variables, PMV). Une conclusion à laquelle est également parvenu D. Levinson [52] dans son excellente analyse de performance des différents types d'ATIS envisageables. Une constatation qui coïncide avec les attentes des usagers de ces systèmes, décrits par J. Lappin [50] dans sa récente synthèse "What ATIS customers want ?".

K. Wunderlich [89] estime à 10% la réduction globale du retard engendré par des événements ponctuels si une partie des véhicules est équipée de système de navigation dynamique. Dans son étude, trois scénarii ont été analysés: une averse de pluie localisée, un chantier et un accident. Les résultats montrent que, pour les véhicules équipés, une réduction de 45% du retard pouvait être attendue dans le premier scénario, 72% dans le second et 18% pour le troisième. Au point de vue global (tous les véhicules), la réduction de la perte de temps a été estimée respectivement à 12, 18 et 6 %.

R. Sengupta et B. Hongola [78] ont examiné le potentiel d'un système de redirection par l'intermédiaire de PMV sur le "I-10 Smart Corridor" californien dans le cas d'une congestion non-récurrente. Plusieurs stratégies différentes ont été évaluées et les résultats montrent que l'option consistant à continuer de dévier le trafic durant un certain laps de temps après la dissipation de la congestion apporte les meilleurs

résultats. La réduction globale du retard impliqué par l'incident varie entre 6 et 16% pour un niveau d'acceptation des messages de 15 % et entre 11 et 20 % pour un taux de 20%.

J.L. Adler et al., [3] en utilisant un modèle de réseau théorique, ont analysé l'évolution des temps de parcours de véhicules équipés d'un système de navigation dynamique. Pour des conditions de circulation "habituelles", la réduction maximale est atteinte pour un taux d'équipement avoisinant les 10%. Comme certaines études l'avaient prévu, l'augmentation de ce taux jusqu'à 100% montre que le gain de temps est presque réduit à zéro !

R. Jayakrishnan et al. [42, 43] ont développé une méthode de calcul de chemins optimaux dans le cadre de grands événements à l'Arrowhead Pond Arena de Anaheim aux Etats-Unis. Un modèle détaillé du réseau routier entourant ce lieu a été réalisé en utilisant le méso-simulateur DYNASMART. Une technique permettant d'inciter les conducteurs à emprunter les itinéraires optimaux en se basant sur des informations délivrées par des PMV a été développée. Une application concrète sur le terrain est en cours pour pouvoir juger concrètement de l'efficacité du système ainsi développé.

Néanmoins, à la connaissance de l'auteur, le travail de d'analyse par simulation le plus complet et pertinent est celui réalisé dans le cadre du projet TravTek (voir plus haut). Ce travail est décrit en détail par M. Van Aerde dans le rapport "TravTek - Evaluation Modeling Study" [85]. Pour ce projet, tout le réseau périphérique de la ville d'Orlando et une partie du Down Town a été modélisé. Le simulateur microscopique INTEGRATION [84], développé par Van Aerde et al. a été adapté spécifiquement aux besoins de l'étude. L'acquisition de données par FCD et le calcul des routes optimales ont été modélisés de façon précise et très détaillée. La composante prédiction de l'évolution du trafic a, par contre, été nettement moins développée. Si les modèles utilisés sont le résultat d'intéressants développements, l'analyse paramétrique qui devait permettre d'optimiser les gains potentiels et de valider le concept TravTek tel que déployé dans la réalité s'est avérée trop limitée. En effet, la puissance de calcul des ordinateurs utilisés à l'époque (1993) ne permettait de réaliser que très peu de "run". Les auteurs se sont donc vus dans l'obligation de bloquer un important nombre de paramètres sur la base d'hypothèses qu'ils admettent eux-même être discutables. Une des originalités de cette analyse est la prise en compte des facteurs de pollution et de risque d'accidents dans le processus d'évaluation du système TravTek. De par son approche des problèmes, son utilisation de la simulation et ses critères d'évaluation, ce travail peut être considéré comme le plus proche de celui proposé dans cette étude.

Le point commun de tous ces projets d'évaluation par simulation est qu'ils se basent principalement sur des réseaux autoroutiers n'intégrant que peu ou pas de composante urbaine. La validité des résultats obtenus ne peut donc pas être appliquée à un réseau urbain complet, en particulier s'il est du type "européen". En effet, le nombre d'itinéraires et de paramètres (en particulier les feux de signalisation) à prendre en compte dans le calcul de routes optimales y est beaucoup plus complexe.

4. Estimation et prédiction des temps de parcours par véhicules flottants

4.1 Contenu et démarche

Comme le montre la Figure 6, cette partie de l'étude est consacrée à :

- l'estimation des temps de parcours d'arc (link travel time, abrégé LT) basée sur la technique des véhicules flottants (FCD)
- la prédiction des temps de parcours d'arc

Après avoir défini la notion de temps de parcours, elle propose une analyse désagrégée de ces valeurs afin de mieux décrire la problématique liée aux particularités de l'estimation basée sur les mesures de véhicules flottants. Une série d'indicateurs permettant d'évaluer la qualité de cette estimation est alors proposée, certains d'entre eux se basant sur la mesure des temps de parcours d'itinéraire (path travel time, abrégé PT). Les paramètres ayant une influence sur cette qualité d'estimation sont ensuite identifiés et font - dans un premier temps - l'objet d'une analyse individuelle. L'effet combiné de ces paramètres est alors étudié par l'intermédiaire d'une analyse paramétrique ayant pour but de déterminer quelle est la meilleure combinaison de ces paramètres pour chaque taux de véhicules équipés traité.

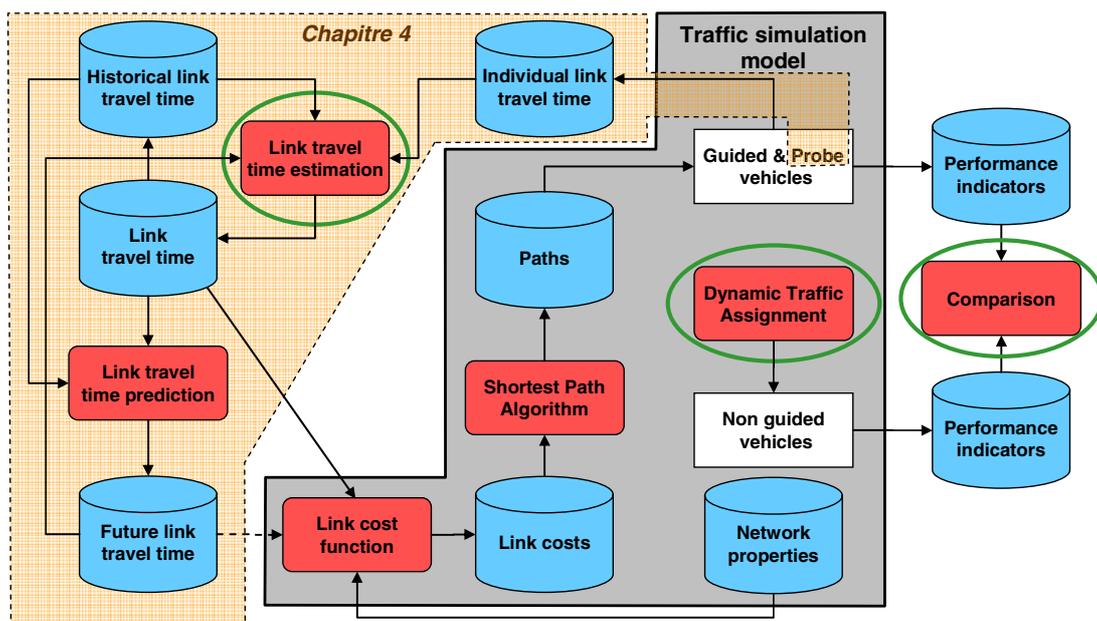


Figure 6: Partie de la démarche d'évaluation du SNA traitée dans le chapitre 4

Basée jusqu'ici sur une approche déterministe, l'estimation de temps de parcours d'arc suivant une approche probabiliste est alors proposée. Les difficultés liées à une telle approche sont démontrées sur la base de résultats de simulations. Certaines alternatives sont alors étudiées.

La partie traitant de la prédiction de temps de parcours est finalement abordée. Une revue des modèles existants est alors proposée et le choix de l'un d'entre eux pour l'application au cas du SNA est argumenté. Une analyse de la précision de prédiction des temps de parcours pouvant être attendue de son usage est enfin proposée.

4.2 Définition et concept du temps de parcours

La notion de temps de parcours ne présente aucune difficulté lorsqu'elle se réfère à un seul véhicule. Il est alors défini comme le temps mis par ce véhicule pour relier un point A à un point B. Dans le cas particulier où ces deux points sont les extrémités d'un arc du réseau, il s'agit du LT. Cette notion devient, par contre, nettement moins triviale lorsqu'elle se réfère à un flux de véhicule.

4.2.1 L'approche déterministe

Comme son nom l'indique, l'approche déterministe propose de définir la notion de temps de parcours d'un flux de véhicules par une seule et unique valeur. Il s'agit alors en quelque sorte d'une modélisation ou une simplification du "phénomène" temps de parcours. Pour un véhicule isolé, le temps de parcours peut faire référence à un moment précis dans le temps, soit par exemple, une heure de départ ou d'arrivée. Un flux de véhicule, lui, doit être considéré comme un phénomène continu. Cela implique que la notion temps de parcours doit être liée à une période de temps (et non à un instant donné) durant laquelle ce temps de parcours est considéré comme constant.

L'approche déterministe est donc une agrégation des temps de parcours individuels pas discrétisation temporelle. De manière instinctive, la notion de temps de parcours moyen semble être la plus représentative de la série de mesures individuelles. Par conséquent on définira le temps de parcours moyen d'un point A à un point B par:

$$\bar{T}_{AB,\tau} = \frac{1}{N_\tau} \sum_{n=1}^{N_\tau} T_{AB}^n \quad \text{Equ. 1}$$

où N_τ est le nombre de véhicule ayant passé par le point B pendant l'intervalle de temps $\tau = [t, t+\Delta t[$, Δt étant la période d'agrégation (Aggregation Period, abrégée AP par la suite).

C'est l'approche la plus couramment utilisée dans la littérature, A et B pouvant être les extrémités d'un arc du réseau ou celles d'un itinéraire¹ (plusieurs arcs consécutifs). Dans le premier cas, il s'agit du temps de parcours moyen d'arc (Average Link Travel Time, abrégé ALT par la suite). Dans le deuxième cas, il peut y

¹ Par définition, un itinéraire est composé de deux arcs ou plus

avoir confusion s'il existe plusieurs itinéraires pour rallier les points A et B. Les deux approches (prise en considération ou non de l'itinéraire suivi par les véhicules) ayant chacune leur utilité, il y a donc lieu de les différencier. Ainsi, le temps de parcours moyen d'un itinéraire spécifié p (Average Path Travel Time, abrégé APT par la suite) sera alors défini comme:

$$APT_{p,\tau} = \frac{1}{N_\tau} \sum_{n=1}^{N_\tau} PT_p^n \quad \text{Equ. 2}$$

où PT_p^n est le temps mis par le véhicule n (faisant partie des N_τ véhicules ayant fini de parcourir l'itinéraire p durant la période τ) pour parcourir la totalité des arcs composants l'itinéraire p.

Il est primordial de faire ici la différence entre l'APT et le temps de parcours reconstitué de l'itinéraire p (Built Path Travel Time, abrégé BPT). Ce dernier est l'addition des ALT calculés pour chaque arc composant l'itinéraire p:

$$BPT_{p,\tau} = \sum_{a=a_0}^{a_k} ALT_{a,\tau} \quad \text{avec } p = \{a_0, a_1, \dots, a_k\} \quad \text{Equ. 3}$$

Parmi les différences fondamentales qu'il existe entre ces deux notions, les deux principales sont:

- Il se peut que seule une partie des véhicules dont les mesures de LT ont servi au calcul des ALT aient parcouru l'entier de l'itinéraire p.
- Le PT_p d'un véhicule dont le LT de l'arc a_j est utilisé pour calculer l' $ALT_{a,\tau}$ de ce même arc peut n'être utilisé que pour le calcul du $APT_{p,\tau+i}$, i étant d'autant plus grand que l' $APT_{p,\tau}$ est plus grand que l'AP.

Ce deuxième point est illustré par la Figure 7 où les trajectoires de trois véhicules sont représentées dans un diagramme espace – temps. Si l'itinéraire p est composé des arcs A1, A2 et A3, alors seul le véhicule V3 est pris en compte pour le calcul de l' APT_τ , qui dans ce cas, est égal à T. Durant cette même période τ , un seul véhicule est sorti de chacun des trois arcs ce qui fait que $ALT_{A1,\tau} = t1$, $ALT_{A2,\tau} = t2$ et $ALT_{A3,\tau} = t3$. Finalement $BPT_\tau = t1+t2+t3$ est différent de APT_τ .

Le BPT est toutefois fréquemment utilisé comme approximation de l'APT car, dans la pratique, la mesure des ALT est nettement plus aisée que celle des APT. L'erreur d'approximation est d'autant plus grande que la variation temporelle des ALT est grande et que l'AP est petite.

Il est à noter que la moyenne n'est pas la seule valeur statistique représentative d'une série de données. La médiane, par exemple, permet de déterminer le temps de parcours pour lequel la moitié des véhicules ayant parcouru un arc ou un itinéraire pendant un intervalle de temps τ ont été plus rapides alors que les autres ont été plus lents.

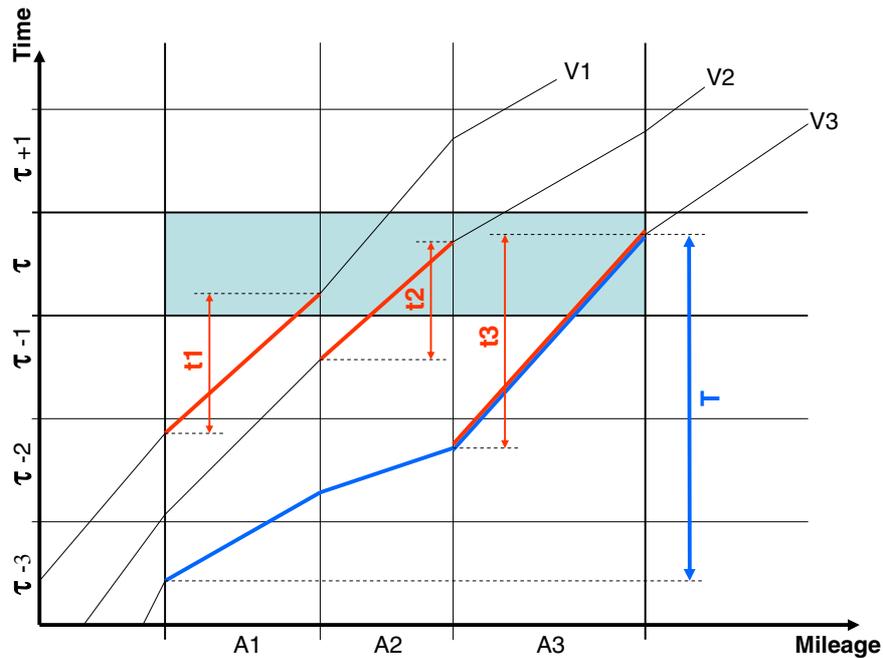


Figure 7: Différence entre le calcul du BPT (en rouge) et de l'APT (en bleu)

La Figure 8, représentant les mesures individuelles de LT d'un arc du modèle de Lausanne, illustre le processus de discrétisation et d'agrégation expliqué ci-dessus en représentant les temps de parcours par leurs moyennes ou leurs médianes.

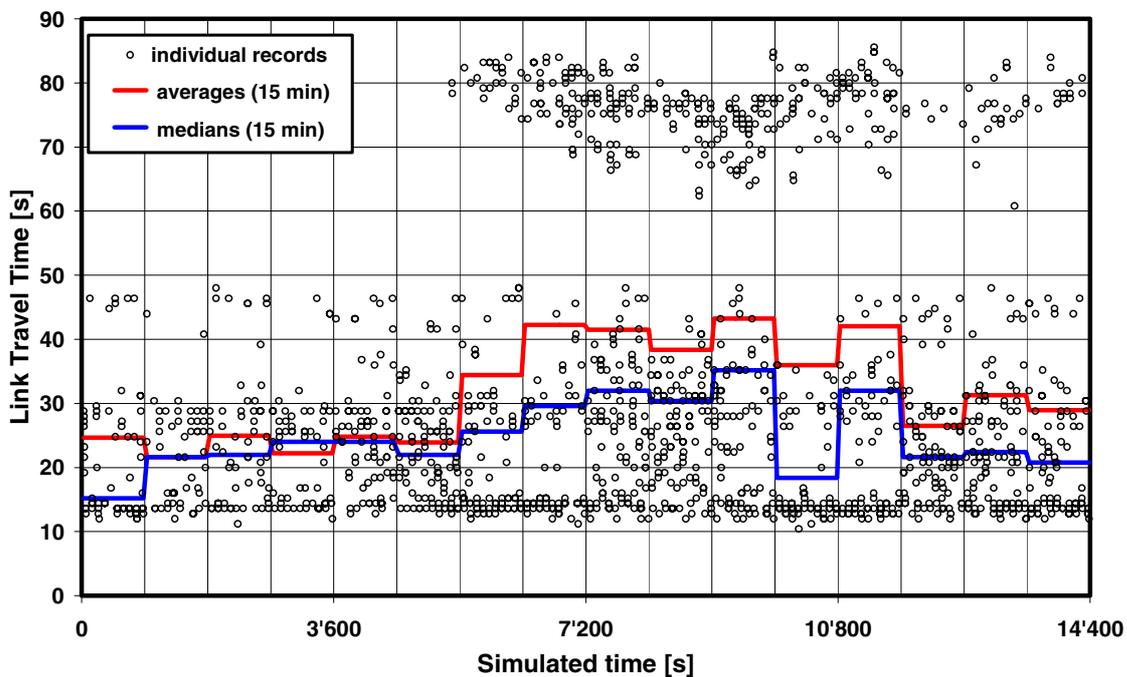


Figure 8: Agrégation des mesures de LT par moyenne ou médiane sur 15 minutes

La médiane est une représentation justifiée du phénomène de temps de parcours. Elle possède de plus l'avantage d'être nettement moins sensible (que la moyenne) aux valeurs extrêmes, parfois aberrantes. Par contre, dans le cas particulier d'une distribution bimodale des LT, elle peut se montrer très variable d'une période d'agrégation à l'autre si la répartition de la population de mesures entre les deux

modes est équilibrée. La période allant de 9'900 à 10'800 secondes du graphique de la Figure 8 en est un exemple. Si le problème de la bimodalité est soulevé ici, c'est qu'il s'agit d'un cas de figure fréquent pour les arcs se terminant par un carrefour à feux et que l'on retrouve par conséquent pour un réseau urbain. Ce sujet sera traité plus en détail par la suite.

4.2.2 La particularité des réseaux urbains

L'état des connaissances (décrite au chapitre 3) montre que la majorité des travaux de recherche sur l'estimation des temps de parcours se sont fondés sur des réseaux de types autoroutier ou VRU (Voies Rapides Urbaines). Ces axes routiers présentent la particularité d'offrir aux automobilistes des conditions de trafic, certes variables, mais non discontinues dans le temps. Si les quelques minutes suivant l'occurrence d'un incident peuvent impliquer une discontinuité marquée dans les conditions de trafic, elles ne concernent qu'une part limitée du quotidien de ce types de routes.

Si deux véhicules ayant un type de conduite similaire (agressivité, vitesse désirée,...) roulent assez proche l'un de l'autre, alors cette continuité temporelle des conditions de trafic impliquera des temps de parcours semblables pour les différents tronçons du réseau. Dans ces conditions, la variance de la population des LT mesurés s'explique principalement par les différences de comportement des usagers.

A l'inverse, les réseaux de type urbain présentent des conditions de trafic discontinues dues à la présence de carrefour à feux. En effet, deux véhicules se suivant de près peuvent enregistrer des temps de parcours d'arc très différents si le premier peut juste passer au vert (voir à l'orange) alors que le second doit s'arrêter au rouge. L'étendue (différence entre les mesures extrêmes) de la population des LT mesurés durant une période d'agrégation est donc proche de la durée de la phase de rouge du feu située en aval de l'arc. La longueur de ces arcs étant assez courte (comparée à celle d'un réseau autoroutier par exemple), il est fréquent de constater que la moyenne de la population des LT est nettement inférieure à son étendue, impliquant parfois un coefficient de variance (écart type sur moyenne) dépassant les 100%.

Hormis les jonctions à feux, les réseaux urbains comportent également des jonctions non contrôlées (avec généralement un axe prioritaire et d'autres secondaires) ou de type rond-point. La distribution des mesures de temps de parcours d'arcs diffère selon le type de ces jonctions.

Ces particularités ont une influence directe sur l'estimation et la prédiction des temps de parcours par FCD comme l'explique le chapitre 4.3.

Tableau 2: Différences entre les particularités des réseaux autoroutiers et urbains

	Autoroutier	Urbain à feux
Conditions de trafic	Continue	Discontinue
Longueur des arcs	Longue (de 0.5 à plusieurs km)	Courte (de 10 à 200 mètres)
Coefficient de variance (σ/\bar{x})	<< 100 %	= ou > 100 %

4.3 L'estimation des temps de parcours

4.3.1 Etat des connaissances

Si les projets reposant sur des applications pratiques (voir chapitre 3) ont démontrés la faisabilité technique des systèmes ATIS et en particulier ceux basés sur les FCD, ils n'ont généralement pas permis de juger les gains réels des usagers et les impacts sur la répartition des flux si un tel système venait à être appliqué à grande échelle. Cela s'explique principalement par le nombre trop limité des véhicules engagés pour ces tests, comme l'admettent la majorité des auteurs de ces études. Une flotte de véhicules FCD trop petite ne permet, en effet, pas d'offrir des informations trafic en temps réel satisfaisantes. Les questions du nombre minimum de véhicules à équiper et celle des techniques pour filtrer et analyser les données qu'ils envoient sont donc rapidement devenus les principaux axes de recherche.

Deux méthodes principales d'acquisition de données sont possibles. Dans la première, les mesures obtenues par le système FCD sont les positions des véhicules régulièrement transmises (par exemple toutes les trois minutes à Paris [58]). Les temps de parcours pour chaque arc du réseau routier sont alors déduits - au centre de trafic - à partir de la position des véhicules sur une carte digitale et par l'intermédiaire d'un algorithme assez élaboré. La deuxième méthode consiste à équiper chaque véhicule d'une base de données cartographique. Les véhicules peuvent ainsi directement enregistrer les temps de parcours entre les points clés du réseau (carrefours, changement du nombre de voies, sorties, etc.) mentionnés dans la base de données.

Les mesures obtenues avec la seconde méthode sont généralement plus précises et les calculs réalisés au centre de gestion sont nettement moins importants. Toutefois, l'équipement de tous les véhicules d'une base de données cartographique et d'un ordinateur de bord plus sophistiqué représente un investissement très important.

Le problème du nombre de véhicules nécessaires pour une acquisition de données par FCD peut se résumer à deux questions :

- Dans quelle mesure les temps de parcours des véhicules équipés (échantillon) reflètent-ils les temps de parcours de la totalité du trafic (population) ?
- Quelle est la précision pouvant être jugée comme suffisante pour un ATIS ?

Plusieurs modèles statistiques différents ont été proposés pour répondre à ces questions. M. Van Aerde et al. [85] ont développé une expression analytique pour déterminer la fiabilité des temps de parcours mesurés par FCD. Cette expression, basée sur l'hypothèse que les mesures n'avaient aucun lien statistique entre elles, montre que plus le pourcentage de véhicules FCD dans le trafic augmente, plus la moyenne de l'échantillon approche celle de la population. D'autres chercheurs se sont également basés sur cette hypothèse pour calculer le degré de pénétration du marché nécessaire [14, 15, 44]. A l'inverse, en analysant les données obtenues par FCD dans le cadre du projet ADVANCE, A. Sen et al. [76, 77] démontrent que les mesures d'un échantillon ne sont pas indépendantes. Si leurs travaux les mènent également à la conclusion qu'à partir d'un certain pourcentage de véhicules équipés

la moyenne de l'échantillon se stabilise, celle-ci ne coïncide pas avec celle de la population.

L'apparente contradiction entre ces deux travaux a été analysée par B. Hellinga et L. Fu [40]. D'après leur étude, les deux approches sont justifiées, mais chaque hypothèse est applicable pour un type de trafic et d'échantillonnage différent et aucune ne peut être généralisée. Elle met également en évidence la nécessité de subdiviser la population des véhicules en neuf sous-populations différentes en fonction de leur origine et de leur destination avant et après leur passage sur un segment. Pour un réseau quadrillé, les véhicules peuvent venir et repartir de la gauche, de la droite ou d'en face. Donc, si la proportion de véhicules équipés est différente pour chacune des sous-populations, la moyenne de l'échantillon ne peut pas coïncider avec celle de la population. Si l'idée de distinguer des véhicules selon leur destination semble justifiée (en particulier pour un réseau urbain où la longueur des files d'attente dépend de la destination), celle de différencier selon leur origine semble plus discutable.

A la lecture de certaines autres études réalisées sur ce thème [72, 75, 82, 88], il est évident qu'un taux idéal de véhicules équipés ne peut être défini pour toutes les situations et pour tous les types de réseau. En effet, les paramètres propres à chaque application comme la fréquence avec laquelle les données sont transmises au centre de gestion, la longueur et la structure des segments d'un réseau ont une trop grande influence pour permettre de déterminer une valeur globale représentative. Cette conclusion est toujours d'actualité comme le prouvent les recommandations éditées récemment par le FHWA dans son très complet "Travel Time Collection Handbook". Toutefois, selon les situations, ce taux idéal est fréquemment situé entre 3 et 7%.

4.3.2 La problématique de l'estimation par FCD

Dans son approche habituelle, cette technique consiste à approximer le temps de parcours calculé sur la base des mesures enregistrées par la totalité des véhicules ayant parcourus un arc (ou un itinéraire) en n'utilisant que les mesures enregistrées par une partie limitée de ces véhicules (les véhicules flottants). Il s'agit donc d'approcher un paramètre représentatif (moyenne, médiane,...) de la population à l'aide d'un échantillon.

Selon cette approche déterministe et en utilisant l'ALT comme valeur représentative, la technique du FCD cherche alors à approcher la moyenne de la population des $N_{a,\tau}$ mesures de temps de parcours de l'arc a par celle de l'échantillon des $F_{a,\tau}$ véhicules flottants (Estimated Link Travel Time, abrégé ELT par la suite):

$$ALT_{a,\tau} = \frac{1}{N_{a,\tau}} \sum_{n=1}^{N_{a,\tau}} LT_a^n \quad \text{Equ. 4}$$

$$ELT_{a,\tau} = \frac{1}{F_{a,\tau}} \sum_{f=1}^{F_{a,\tau}} LT_a^f \quad \text{avec } F_{a,\tau} \leq N_{a,\tau} \quad \text{et } E_{a,\tau} = \frac{F_{a,\tau}}{N_{a,\tau}} \quad \text{Equ. 5}$$

Il s'agit de l'approche la plus couramment utilisée. La proportion de véhicule flottant E_τ est variable d'un arc à l'autre et d'une période à l'autre, même si le taux d'équipement¹ est fixe.

L'erreur d'estimation $\varepsilon_{a,\tau}$ est alors définie comme étant la différence entre la valeur estimée et la valeur ciblée:

$$ALT_{a,\tau} = ELT_{a,\tau} + \varepsilon_{a,\tau} \quad \text{Equ. 6}$$

La forme de la distribution statistique de la population influence de manière évidente l'amplitude de cette erreur. En effet, pour une population de taille fixe et une proportion fixe de véhicules flottants, l'erreur d'estimation sera d'autant plus importante que la variance de la population l'est. Pour être rigoureux, il faudrait plutôt parler d'erreur moyenne car, en admettant que les F_τ véhicules flottants soient tirés au sort parmi les N_τ véhicules de la population, chaque tirage au sort implique une moyenne de l'échantillon différente, donc une erreur différente.

Comme souligné au § 4.2.2, les réseaux urbains présentent justement la particularité d'avoir des populations de LT à variance élevée. On peut donc s'attendre à une approximation moins performante pour ce type de réseau (comparé aux réseaux autoroutiers) ou, autrement dit, à avoir besoin d'une proportion de véhicules flottants plus élevée pour atteindre une qualité d'approximation similaire.

La diminution de la variance de la population des LT est un des moyens d'améliorer la qualité de l'estimation de temps de parcours par FCD. Il est évident que le trafic observé ne peut être influencé par l'application de cette technique de mesure et seule la modification des limites spatiales et temporelles de la population permet d'obtenir cette réduction de variance. Concrètement, il s'agit d'étudier:

- la durée de la période d'agrégation
- la définition d'un arc du réseau

Ces deux éléments jouent un rôle principal dans le processus d'estimation et feront chacun l'objet d'un paragraphe détaillé.

En conclusion, il est nécessaire de mettre en évidence l'avantage de l'utilisation de la simulation en comparaison à des études pratiques. En effet, si la simulation permet d'obtenir les mesures de véhicules flottant et de ceux du reste de la population, les applications de terrain ne fournissent que celles des véhicules flottants². Cet avantage permet de réaliser une analyse paramétrique se basant sur des indicateurs de performance pertinents.

¹ Voir le § 4.3.5 pour la définition du taux d'équipement

² Dans certains cas, quelques informations d'un nombre limité de véhicules non équipés sont utilisées à titre de comparaison

4.3.3 Le cas du FOT de Yokohama

Lors d'un stage au laboratoire du professeur Kuwahara de l'université de Tokyo, l'auteur a eu accès à certaines données provenant d'une expérimentation réalisée en 2001 à Yokohama. Durant environ deux semaines, plus de deux cent véhicules équipés de récepteur GPS ont régulièrement transmis leur position. Suite à un travail de map-matching, des temps de parcours individuels d'arcs ont été obtenus. Certains axes principaux du centre-ville ont permis l'enregistrement de suffisamment de LT pour obtenir des enseignements intéressants.

Les mesures obtenues pour l'un de ces arcs sont présentées sur la Figure 9. Il ne s'agit pas de LT à proprement dit, mais de vitesse moyenne qui sont par conséquent inversement proportionnelles aux LT. L'arc représenté, d'une longueur d'environ 300 mètres, se termine par un carrefour à feu. Cet exemple illustre parfaitement les particularités des LT en milieux urbains tels que décrits au § 4.2.2. On y retrouve notamment, pour la période de 7h00 (420 min) à 12h00 (720 min), la distribution bimodale des points de mesures représentant les groupes de voitures (entourés par les ellipses rouges) ayant pu passer ou non à la phase de vert.

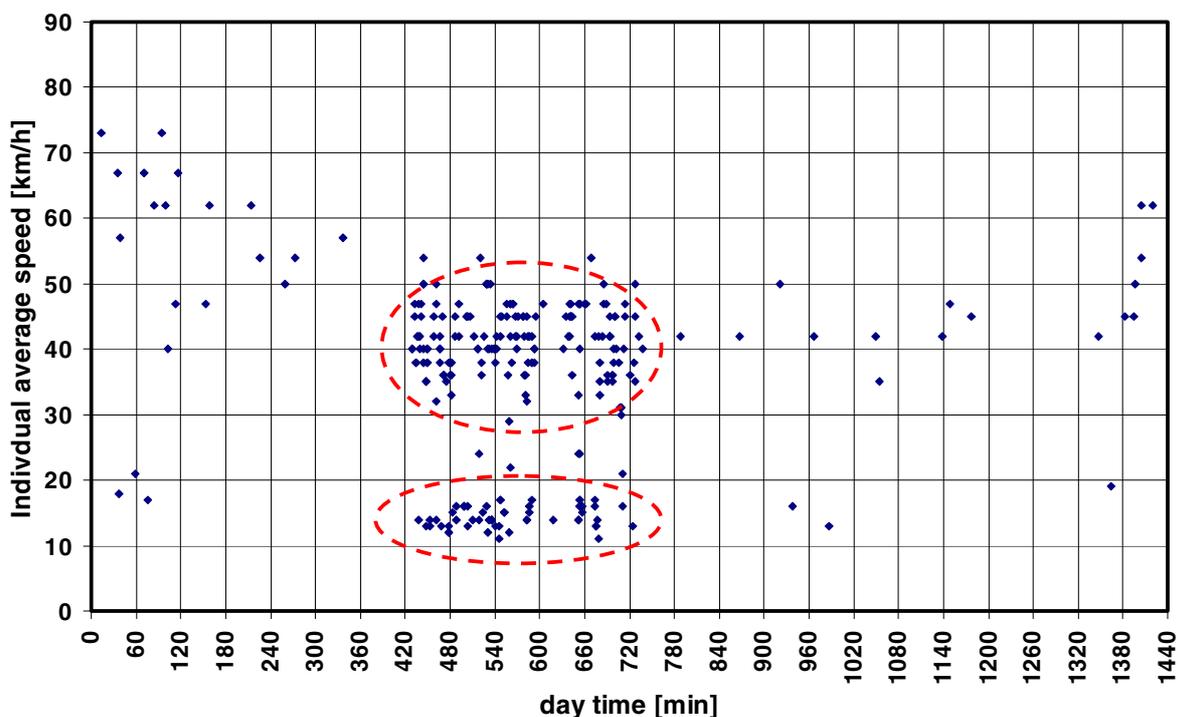


Figure 9 : Mesures réelles de véhicules flottants sur un arc du centre-ville de Yokohama (Japon)

Malheureusement, les véhicules suivant toujours le même tracé de manière à obtenir une meilleure densité de point sur une série d'arcs préalablement choisis, aucune différenciation entre les mouvements entrant et sortant (voir § 4.3.6) n'a, par conséquent, pu être observée. Cet arc a la particularité d'être équipé à ses deux extrémités de caméras à reconnaissance de plaques d'immatriculation. Il aurait donc été très intéressant d'obtenir ainsi les LT de la totalité de la population - ou plutôt de 80% en raison de la fiabilité du procédé - des véhicules en même temps que les données des véhicules flottants étaient mesurées. Toutefois, les procédures

nécessaires (la police de Yokohama désire protéger ces données) à l'obtention de ces données se sont avérées insurmontables.

De telles mesures de terrain permettent toutefois de valider la pertinence des enseignements obtenus sur la base des données de simulation et justifie en partie l'utilisation d'un tel outil pour la présente étude.

4.3.4 Les indicateurs de performance

Pour pouvoir évaluer l'influence des paramètres entrant en jeu dans le processus d'estimation des ELT, il est nécessaire de définir des indicateurs permettant de quantifier la performance de ce dernier.

Il convient de préciser ici que ces indicateurs ne quantifient pas directement les performances du SNA, sujet qui sera traité au chapitre 6. Il est toutefois évident que les performances de l'estimation et de la prédiction des temps de parcours influencent grandement celles du SNA.

Afin de simplifier la lecture des paragraphes suivant, la notion d' "**arc-période**" doit être définie. Il s'agit d'un arc a du réseau mais n'étant considéré que durant une période d'agrégation τ précise. On parlera alors de l'arc-période a,τ . De manière similaire, on parlera de l'itinéraire-période p,τ pour les itinéraires.

4.3.4.1 L'erreur quadratique moyenne des temps de parcours d'arc

Ce premier indicateur (Mean Square Link Travel Time Error, abrégé MSLE par la suite) découle directement de l'équation 6. Il peut être formulé comme étant l'erreur d'estimation des temps de parcours sur la totalité des A arcs du réseau étudié et des T périodes de temps considérées:

$$\text{MSLE} = \frac{\sum_{a=1}^A \sum_{\tau=1}^T \varepsilon_{a,\tau}^2}{A \cdot T} \quad \text{Equ. 7}$$

Pour être plus précis, seuls les arcs-périodes ayant une population de mesures de taille non nulle sont considérés dans ce calcul. Il arrive en effet que certains arcs ne soient pas utilisés par les véhicules simulés ou qu'ils ne le soient que durant certaine période de temps.

Cet indicateur est le plus répandu pour juger les performances de la technique d'estimation de temps de parcours par FCD. Il se base sur le principe que la moyenne de la population des LT est la valeur "vraie" et que la moyenne de l'échantillon devrait l'approcher au mieux.

4.3.4.2 L'erreur individuelle moyenne de temps de parcours d'arc

Comme signalé au § 4.2.1, la moyenne de la population des LT ne devrait pas être considérée comme la "vraie" valeur à estimer. Elle doit plutôt être considérée comme une simplification ou, plus précisément, une modélisation du "phénomène" temps de parcours d'un arc. Dans cette optique, l'utilisation du MSLE ne se justifie donc pas car elle quantifie à quel point un second modèle (l'ELT) colle à un premier (l'ALT)

alors qu'il faudrait plutôt quantifier son aptitude à modéliser le "phénomène" lui-même.

C'est pourquoi, la comparaison entre chaque LT d'un arc-période et sa modélisation (l'ELT) semble plus appropriée. L'erreur individuelle moyenne de temps de parcours d'arc (Average Individual Link Travel Time Error, abrégé AILE) est donc définie par:

$$AILE = \frac{\sum_{a=1}^A \sum_{\tau=1}^T \sum_{n=1}^{N_{a,\tau}} \frac{|LT_a^n - ELT_{a,\tau}|}{ELT_{a,\tau}}}{\sum_{a=1}^A \sum_{\tau=1}^T N_{a,\tau}} \quad \text{Equ. 8}$$

En d'autres termes, il s'agit de l'erreur relative moyenne d'estimation du LT d'un véhicule.

4.3.4.3 L'erreur quadratique moyenne des temps de parcours d'itinéraire

Etant donné que le temps de parcours d'itinéraire fourni par le SNA à son utilisateur est calculé en additionnant les temps de parcours d'arcs composant cet itinéraire, la performance de l'estimation du temps de parcours d'itinéraires est directement liée à celle du temps de parcours d'arcs.

De plus, la précision de l'estimation du temps de parcours d'arc ne présente pas d'intérêt en soi, tout du moins pour l'utilisateur du SNA qui ne s'intéresse lui qu'à la précision de celui de l'itinéraire qu'il va emprunter. De ce fait, évaluer la performance de l'estimation des temps de parcours d'arcs sur la base de l'erreur d'estimation du temps de parcours d'itinéraire est plus adéquate dans l'optique finale d'évaluer la performance d'un SNA. L'erreur quadratique moyenne des temps de parcours d'itinéraire (Mean Square Path Travel Time Error, abrégé MSPE par la suite) est donc ainsi définie:

$$MSPE = \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{\tau=1}^T (EBPT_{p,\tau} - EPT_{p,\tau})^2}{P \cdot T} \quad \text{Equ. 9}$$

où:

$$EBPT_{p,\tau} = \sum_{a=a_0}^{a_k} ELT_{a,\tau} \text{ avec } p = \{a_0, a_1, \dots, a_k\} \quad \text{Equ. 10}$$

et

$$EPT_{p,\tau} = \frac{1}{F_{p,\tau}} \sum_{f=1}^{F_{p,\tau}} PT_p^f \text{ avec } F_{p,\tau} \leq N_{p,\tau} \text{ et } E_{p,\tau} = \frac{F_{p,\tau}}{N_{p,\tau}} \quad \text{Equ. 11}$$

Quant à P, il correspond au nombre total d'itinéraires différents ayant été empruntés - pendant toute la simulation - pour relier une origine à une destination.

Comme pour le MSLE, seuls les itinéraire-périodes ayant une population de mesures de taille non nulle sont considérés pour ce calcul.

4.3.4.4 L'erreur individuelle moyenne de temps de parcours d'itinéraire

La réflexion ayant mené à la définition de l'AILE peut également être appliquée au niveau des itinéraires. L'erreur individuelle moyenne de temps de parcours d'itinéraire (Average Individual Path Travel Time Error, abrégé AIPE) est définie ainsi:

$$\text{AIPE} = \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{\tau=1}^T \sum_{n=1}^{N_{p,\tau}} \frac{|PT_p^n - EPT_{p,\tau}|}{EPT_{p,\tau}}}{\sum_{p=1}^P \sum_{\tau=1}^T N_{p,\tau}} \quad \text{Equ. 12}$$

Même si les autres indicateurs apportent certains enseignements, de l'avis de l'auteur, l'AIPE est le plus pertinent. Il est, en effet, le plus représentatif de la performance souhaitée au niveau du SNA.

4.3.5 Le taux d'équipement

Le taux d'équipement (Equipment Ratio, abrégé ER par la suite) est évidemment le paramètre principal de la technique d'estimation de temps de parcours par FCD. Les "on board unit" (OBU) étant chers à l'achat, l'objectif de cette technique doit être d'obtenir le niveau de performance souhaité (selon l'application) tout en minimisant le taux d'équipement.

Dans le cas particulier du SNA, il s'agit de déterminer quel ER minimum permettrait de disposer de temps de parcours dynamiques assez fiables pour que le service de DRG offert à leur possesseur soit jugé comme "acceptable" par ces derniers. Cette étude ne se fixe pas comme objectif de déterminer cet ER minimum car il nécessiterait de définir ce qu'est un niveau de service "acceptable", un paramètre hautement subjectif. C'est pourquoi, seule la relation entre l'ER et les gains – temporels notamment - espérés sera établie, le seuil d'acceptabilité par l'utilisateur pouvant, à lui seul, faire l'objet d'une étude complémentaire.

La notion de taux d'équipement nécessite d'être clarifiée car elle n'est pas univoque. D'ailleurs, sa définition varie d'une publication à l'autre. Si cette notion se limitait uniquement à son aspect matériel, le taux d'équipement devrait être considéré comme le rapport entre le nombre de véhicules étant équipés d'un OBU et le nombre total de véhicules dont les propriétaires habitent dans une zone déterminée. Il s'agit dans ce cas d'une considération plutôt technique voire économique (comme pourrait l'être le taux d'équipement d'ABS ou de boîte à vitesse manuelle). Toutefois, cette approche ne permet pas de déterminer le pourcentage de véhicules équipés circulant à un moment précis sur une zone définie du réseau routier, qui est le paramètre nécessaire pour déterminer la performance de l'estimation de temps de parcours par FCD.

De ce fait, le taux d'équipement est défini dans le cadre de cette étude de la manière suivante: il s'agit de la proportion de véhicules générés à un point d'entrée du réseau modélisé dont les mesures de LT seront utilisées pour l'estimation des temps de parcours. Ainsi pour chaque véhicule entrant dans le réseau par une origine, un tirage au sort est effectué pour choisir les véhicules équipés du SNA, lesquels sont

considérés comme véhicules flottants. L'ER, exprimé dans cette étude en pour mille, est alors la probabilité d'être sélectionné.

Cette sélection étant aléatoire, il s'agit d'un processus stochastique qui engendrera des résultats différents même si deux runs de simulation d'ailleurs totalement identiques sont effectués. Cette particularité devra être prise en compte lors du traitement des résultats.

Enfin, il faut noter que, par sa définition même, l'ER n'est pas toujours égal aux valeurs $E_{p,\tau}$ et $E_{a,\tau}$ définies plus haut. Cela explique pourquoi seule une approche au niveau du réseau modélisé permet de lier correctement le paramètre ER à un quelconque indicateur de performance.

Cette étude ne pouvant avoir une approche analytique, une série de valeurs représentatives de l'ER ont été retenues pour l'analyse paramétrique, soit: 1, 2, 5, 10, 20, 50, 100, 200, 500 et 1000 ‰

4.3.6 La définition des arcs

La manière coutumière de modéliser un réseau routier est de représenter les intersections par des nœuds et les routes par des arcs (un par sens de trafic) reliant ces nœuds entre eux. La Figure 10 illustre ce genre de modélisation pour une partie de réseau comprenant deux intersections à quatre branches: deux arcs relient les deux nœuds, un par sens de circulation.

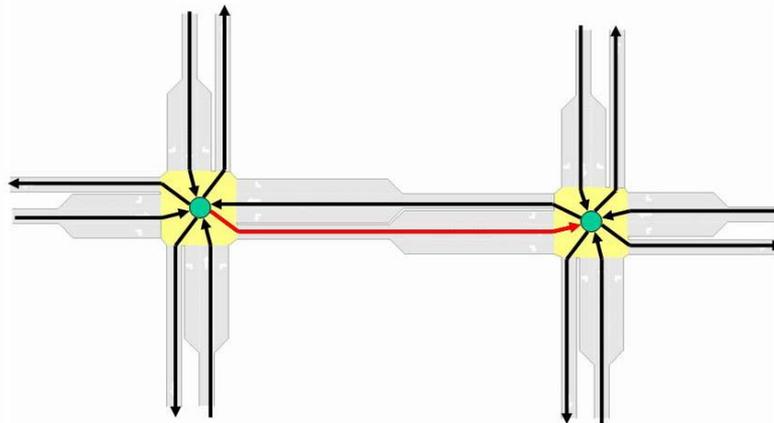


Figure 10: Représentation classique des arcs et nœuds

La Figure 11 (mêmes données que pour la Figure 8) est un exemple d'enregistrement de LT mesurés sur un arc reliant deux carrefours à feux du modèle de Lausanne. Les données de tous les véhicules (population) mesurées sur une période de quatre heures (14'400 secondes) y figurent. La variabilité importante de cette population (l'écart type moyen est de 22 secondes) est caractéristique d'un arc de réseau urbain, particulièrement d'un arc aboutissant sur un carrefour à feu. Le coefficient de variance moyen (calculé sur la base des 16 périodes de 15 minutes) est de 0.71.

Cette variance peut s'expliquer en partie par le fait que les véhicules traversant cet arc n'ont pas tous été soumis aux mêmes conditions de trafic¹ ou, du moins, à des conditions similaires. Il est en effet possible d'accéder au nœud origine de l'arc étudié par différents arcs (que l'on appellera arcs entrants). De même, ils existent plusieurs arcs pour quitter le nœud destination de l'arc (que l'on appellera arcs sortants). Pour chaque paire d'arcs entrant et sortant empruntée, les conditions rencontrées sur l'arc à parcourir seront différentes et ce pour deux raisons principales:

- la synchronisation des feux des deux carrefours entraîne des temps d'attente sur l'arc différents pour chaque paire de mouvement tournant
- les files d'attentes pour les mouvements tournants sortants peuvent être de taille variable entraînant également des temps d'attente différents

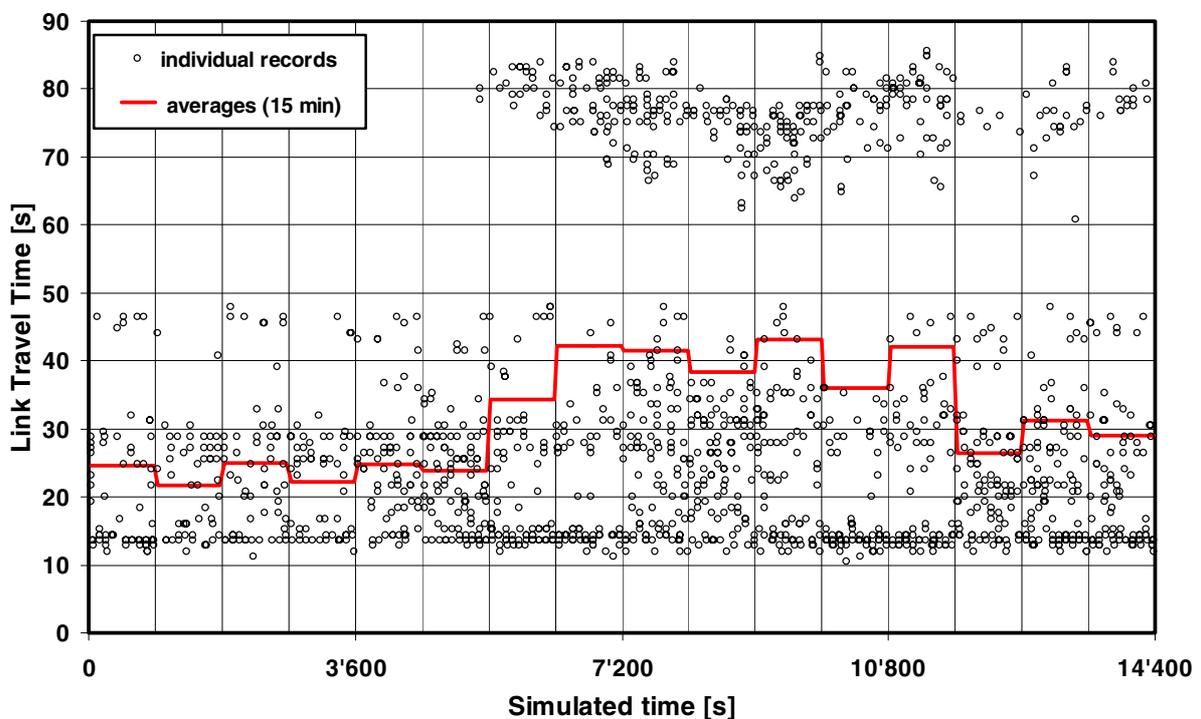


Figure 11: Mesure de LT sur un arc reliant deux carrefours à feux

Il serait donc intéressant de séparer les mesures de LT en sous-catégories de véhicules, une par paire d'arc entrant et sortant. Dans l'exemple illustré par la Figure 11, le premier carrefour est accessible par deux arcs entrants et, de même, le second carrefour permet d'emprunter deux arcs sortants différents. La Figure 12 représente la population des LT de chacune des quatre paires, avec leur écart type moyen respectif.

¹ Ensemble des éléments externes au véhicule influençant le comportement (freiner, accélérer, changer de voie,...) de son conducteur

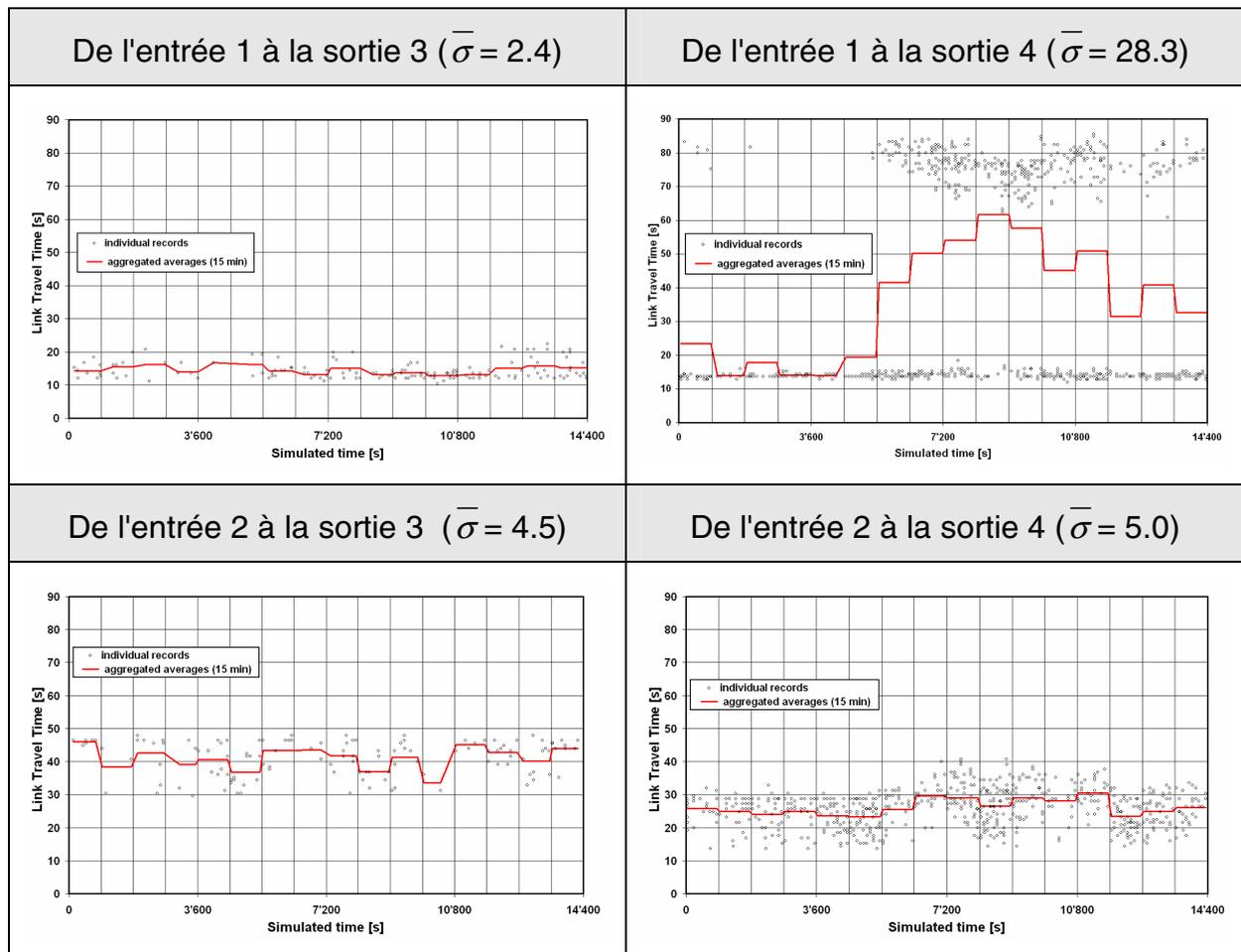


Figure 12: Représentation des LT regroupés par paire d'arcs entrant et sortant

Cette opération confirme que, dans trois cas sur quatre, la variance des sous-populations est relativement faible (les coefficients de variance moyens ne dépassent pas les 0.18), les LT des véhicules empruntant la même paire d'arcs entrant et sortant étant similaires.

Seule la paire empruntant l'entrée 1 et la sortie 4 présente un coefficient moyen de variance élevé (0.79), supérieur même à celui de la population globale. Cette situation s'explique par le fait que les premiers véhicules du groupe entrant sur l'arc atteignent sa fin alors que le feu pour emprunter la sortie 4 est encore vert alors que les derniers sont obligés de s'arrêter, le feu étant déjà passé au rouge avant que l'entier du groupe soit arrivé. Ce phénomène n'est observé qu'après une heure et demi de simulation: jusque là, la taille du groupe était assez faible pour que la totalité du groupe puisse passer au vert.

Cette discontinuité dans les conditions de trafic rencontrées par les véhicules implique des sous-populations à distribution bimodale, caractéristique des arcs à feux. La moyenne des temps de parcours (représentée par les lignes rouge sur la Figure 12) n'a qu'un sens limité, aucun véhicule n'enregistrant réellement un LT proche de cette valeur. Elle ne permet finalement que de se rendre compte du rapport entre le nombre de valeurs réunis dans chaque mode. Un tel exemple met

clairement en évidence les limites d'une approche déterministe qui limite le temps de parcours à une seule valeur.

Toutefois, comme expliqué au § 4.3.2, l'estimation du temps de parcours par FCD est d'autant meilleure que la variance est faible. On peut donc s'attendre à obtenir une performance d'estimation élevée pour trois des quatre paires, alors que la dernière verrait la sienne limitée à celle de la population totale. D'un point de vue global, la division des arcs en sous arcs devrait donc permettre d'améliorer les performances de l'estimation par FCD. La modélisation de la Figure 10 serait alors remplacée par celle de la Figure 13.

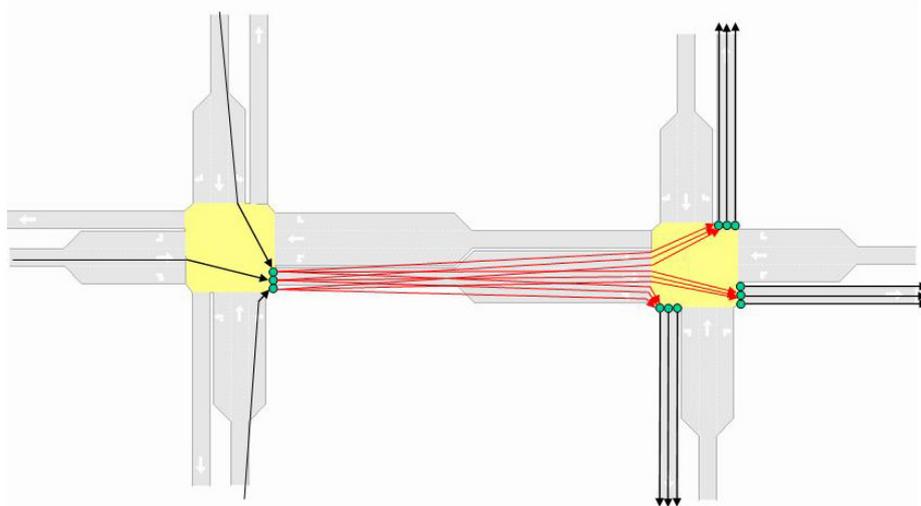


Figure 13: Représentation sub-divisée des arcs et nœuds

Une telle subdivision des arcs présente toutefois certains désavantages. Premièrement, la complexité du réseau à traiter se voit sérieusement augmentée, le nombre d'arcs étant nettement supérieur. A titre d'exemple, une telle opération sur le réseau "centre" de la ville de Lausanne entraînerait une multiplication par 3.6 du nombre d'arcs. Cependant, les répercussions de cette augmentation se limitent avant tout à des accroissements des temps de traitement des données, notamment le calcul des chemins les plus courts, et il s'agit donc plus d'un problème d'ordre technique que de fond.

A l'inverse, cette subdivision implique une diminution importante de la taille moyenne de la population des LT par arc-période, ce qui est nettement plus problématique. En effet, au § 4.3.2, il est bien indiqué que la diminution de la variance entraîne une amélioration des performances de l'estimation par FCD, mais ceci à condition que la taille de la population et que la proportion de mesures des véhicules flottants soient identiques. En cas de subdivision des arcs, la proportion des véhicules flottants peu différer d'une sous-population à l'autre est donc être différente de celle de la population globale. De plus, les tailles des sous-populations sont évidemment plus petites que celles de la population globale. Les conditions émises au § 4.3.2 sont à considérer et il faut donc en évaluer les conséquences.

Le plus grand problème induit par la diminution de taille des sous-populations est l'augmentation des arc-périodes sans enregistrement de LT par des véhicules flottants, que l'on appellera par la suite *mesures blanches*. En effet, pour une proportion donnée de véhicules flottants, plus la taille de la population des LT est

faible plus la probabilité qu'aucune mesure de véhicule flottant ne soit enregistrée augmente. La présence de mesures blanches implique qu'une méthode de substitution doit être appliquée pour obtenir un ELT, ce dernier s'avérant très souvent moins performant que celui obtenu sur la base de données dynamiques. Cette problématique des valeurs blanches ainsi que les méthodes de substitution seront développées en détail au § 4.3.10.

En résumé, la subdivision des arcs en fonction de leur entrée et sortie présente certains avantages et inconvénients dont le rapport va dépendre d'une série d'autres paramètres. L'analyse paramétrique du § 4.3.13 devrait déterminer dans quelle condition cette subdivision offre de meilleures performances.

Jusqu'ici, une subdivision complète a été proposée. Toutefois, il serait intéressant de savoir si une subdivision partielle, uniquement au niveau des arcs sortants (sans différenciation à l'entrée) ou au niveau des arcs entrants (sans différenciation à la sortie), ne permettrait pas d'atteindre un rapport avantages/inconvénients plus intéressant. Cela serait logiquement le cas si la diminution de la variance des populations de LT était majoritairement due à un des deux types de différenciation (entrée ou sortie).

Pour obtenir une réponse à cette interrogation, quatre définitions d'arcs seront traitées dans cette étude:

- *Classical* (représentation habituelle)
- *In* (différence au niveau des arcs entrants)
- *Out* (différence au niveau des arcs sortants)
- *In-Out* (différence au niveau des arcs entrants et sortants)

Des résultats concrets, sur la base du modèle "centre" de Lausanne, seront présentés au paragraphe suivant, une fois la notion de période d'agrégation définie. Ils permettront de quantifier partiellement les avantages et inconvénients de la méthode de subdivision.

4.3.7 La période d'agrégation

Comme expliqué précédemment, l'approche déterministe des temps de parcours d'arc implique une discrétisation du temps en période durant lesquels ces temps de parcours (plus exactement leurs modélisations) sont supposés constants.

La durée de cette période d'agrégation (Aggregation Period Duration, abrégé AP par la suite) joue un rôle important sur les performances de l'estimation de temps de parcours par FCD. En effet, comme la méthode de subdivision des arcs du réseau, le choix de la période d'agrégation peut influencer la variabilité des populations de LT.

Pour mieux comprendre comment l'AP influence cette variabilité il faut préciser ici qu'il existe en réalité deux types de variabilité dans l'optique d'une analyse temporelle:

- la variabilité à court terme
- la variabilité à moyen terme

La variabilité à court terme est uniquement liée à la différence des conditions de trafic auxquelles sont confrontés les véhicules sur l'arc (comme décrit au paragraphe précédent). Cette variabilité sera toujours présente même si les flux de trafic dans le réseau étaient constants dans le temps.

A l'inverse, la variabilité à moyen terme est elle directement liée à la variabilité de la demande en trafic au cours du temps. Les conditions globales de trafic changent alors en fonction de la variation des flux de trafic et une tendance générale à la baisse ou à la hausse des LT d'un arc est constatée.

La Figure 14 permet d'illustrer ces deux notions. Durant les 6000 premières secondes de simulation, seule la variabilité à court terme est visible, aucune tendance générale n'est constatée. Durant la suite de la simulation, si la variabilité à court terme est toujours présente, des tendances globales d'augmentation ou de diminution de LT sont nettement visibles.

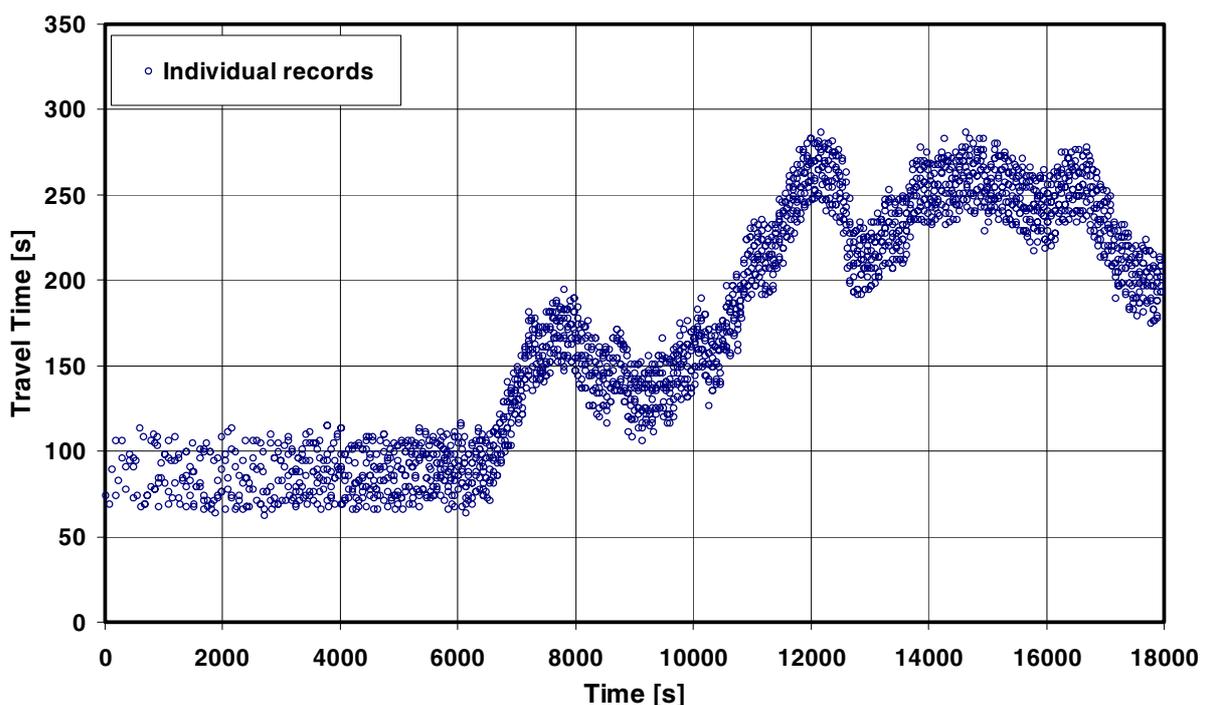


Figure 14: Variabilité à court terme et à moyen terme cumulée

Par conséquent, plus la période d'agrégation est longue, plus la variabilité de la population des arc-périodes présente une composante « moyen terme » importante. Il est donc logique que plus la durée de cette période d'agrégation est petite, plus on peut se limiter à la variabilité à court terme uniquement, entraînant ainsi une diminution de la variabilité de la population. A titre d'exemple, si les cinq heures d'enregistrement de la Figure 14 étaient agrégées par périodes de 30 minutes, l'écart type moyen par période serait de 18.8 secondes alors que cet écart se réduirait à 13.5 secondes pour des périodes de 5 minutes. Cette diminution de la

variabilité doit donc entraîner une amélioration des performances de l'estimation de temps de parcours par FCD (voir § 4.3.2).

De plus, si les périodes d'agrégation se limitent à la variabilité à court terme, l'évolution temporelle des ELT correspondants permettra de mieux saisir les variations des conditions de trafic, ce qui ne peut qu'améliorer la qualité de la navigation dynamique. En effet, une réactualisation fréquente des temps de parcours mesurés (donc une AP courte) permet de modifier rapidement l'itinéraire actuellement suivi si les nouvelles conditions de trafic le nécessitent.

Toutefois, comme dans le cas de la subdivision des arcs, la diminution de la durée de la période d'agrégation réduit la taille de la population de LT des arc-périodes, entraînant une augmentation des valeurs blanches qui détériorent la qualité de l'estimation par FCD. Une fois encore, cette approche offre certains avantages et inconvénients. L'AP présentant le rapport avantages/inconvénients le plus favorable devra donc être choisie en fonction des autres paramètres rentrant en jeu dans le processus d'estimation de temps de parcours par FCD.

Comme pour l'ER, une série de valeur d'AP doit être choisie pour l'analyse paramétrique. Pour cette étude, les valeurs suivantes ont été retenues: 60, 120, 300, 600, 900, 1200, 1800 et 3600 secondes. Elles balayent de manière représentative la zone des valeurs qui peuvent être jugées comme réalistes.

4.3.8 La moyenne mobile

Les périodes d'agrégation présentées au paragraphe précédent correspondent à une discrétisation de l'axe du temps réalisée de sorte que la fin de la période τ corresponde au début de la période $\tau+1$. Dans ce cas, chaque période d'agrégation contient ses propres mesures de LT, lesquelles ne sont pas prises en compte par les périodes antérieures et futures. Une telle approche implique que le laps de temps qui sépare deux calculs de moyenne (Calculation Period, abrégé CP par la suite) est identique à celui qu'il y a entre le début et la fin d'une période d'agrégation (CP=AP).

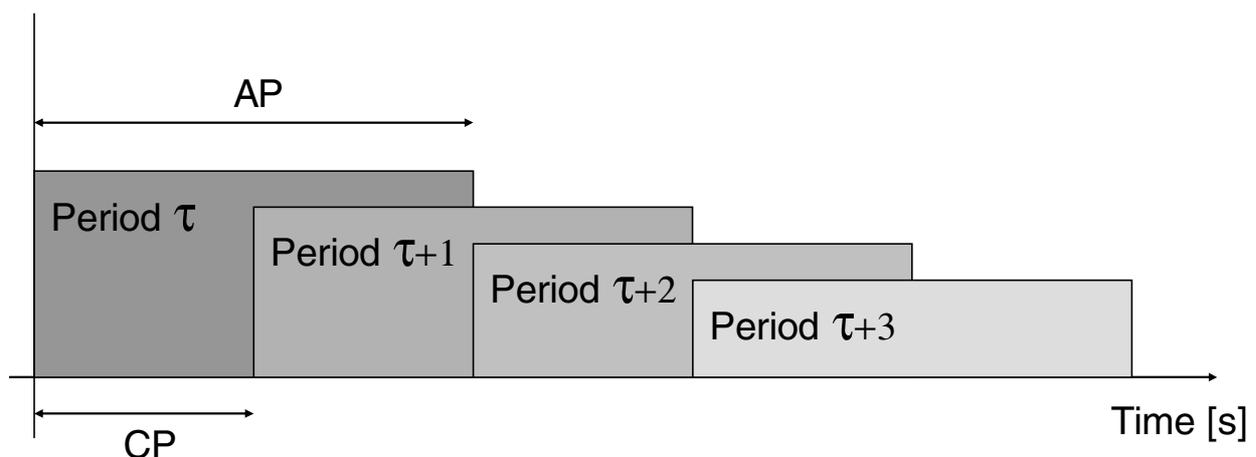


Figure 15 : Principe de la moyenne mobile avec une période de calcul (CP) deux fois plus courte ($\eta=2$) que celle d'agrégation (AP).

Afin d'obtenir une fréquence de réactualisation plus élevée (une CP plus petite) sans forcément changer la durée des périodes d'agrégation, il faut donc que ces dernières

se chevauchent dans le temps. Il s'agit du principe de la moyenne mobile, illustré par la Figure 15.

Dans ce cas, on a :

$$CP = AP/\eta \quad \text{Equ. 13}$$

Il est à noter qu'une valeur η trop élevée n'aurait toutefois plus de sens: le nombre de nouveaux LT enregistrés comparé à ceux déjà traités par la période d'agrégation précédente serait trop faible pour montrer une réelle évolution des conditions de trafic.

Si l'augmentation de la fréquence de réactualisation due à l'utilisation de moyennes mobiles peut améliorer les performances de la navigation dynamique (ce qui reste à démontrer), son influence sur la qualité de l'estimation des temps de parcours (le sujet traité ici) n'est pas évidente. L'analyse paramétrique permettra toutefois de l'évaluer.

4.3.9 Effet combiné du choix de la définition d'arc et de la période d'agrégation

Afin de confirmer les enseignements des deux paragraphes précédents, une première analyse paramétrique sur le modèle "centre" de Lausanne a été réalisée. Pour ce faire, l'écart type moyen de la population des arc-périodes a été mesuré pour chaque combinaison de définition d'arc et de valeur d'AP. Ces résultats sont présentés sur la Figure 16.

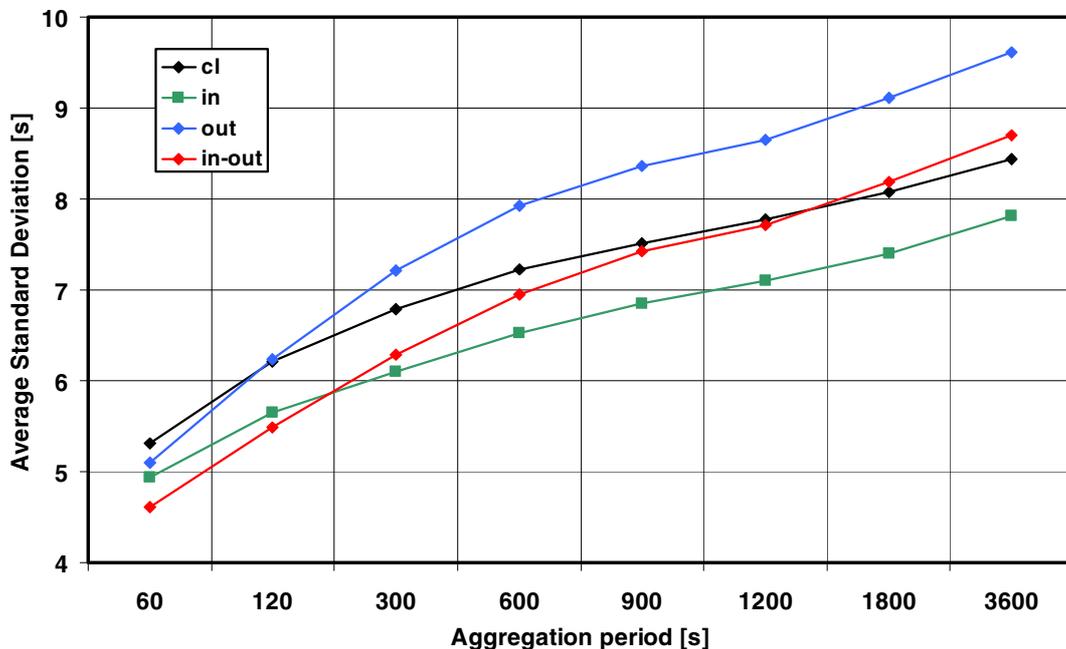


Figure 16: Moyenne des écarts types de la population de LT des arc-périodes du modèle "centre-ville" de Lausanne

Dans un premier temps, ils permettent de valider le fait que l'écart type des populations diminue lorsque les périodes d'agrégation diminuent. Les quatre courbes présentent en effet une tendance à la diminution des valeurs d'écarts types en allant de la valeur d'AP la plus haute (3600) à la plus faible (60).

Ensuite, une analyse des valeurs d'écart type dans le cas où la variabilité de la population est limitée à celle à court terme (pour l'AP la plus faible) permet de confirmer que la subdivision des arcs en fonction des entrées et réduit l'écart type. Pour une AP de 60 secondes, l'écart type moyen pour la définition *classique* des arcs est de 5.3 secondes contre 4.6 pour une définition *in-out*. Les différenciations partielles (in ou out) présentent quant à elles des résultats situés entre ces deux valeurs.

Par contre, lorsque la variabilité à moyen terme joue un rôle plus important (pour des AP supérieures), les conclusions ne sont plus les mêmes. L'avantage de la définition *in-out* sur la *classique* a en effet tendance à se réduire voir à disparaître au-delà d'une AP de 1200 secondes. Pour les subdivisions partielles, les enseignements sont encore plus contrastés. Une décomposition *out* induit les écarts types les plus élevés à partir d'une AP de 120 secondes alors que la *in* offre les meilleurs résultats pour des AP supérieures ou égales à 300 secondes (seule l'*in-out* présentant des meilleurs résultats pour des valeurs inférieures).

Il faut toutefois se rappeler que si la diminution de l'AP et une définition adéquate d'arc permettent de diminuer l'écart type des populations de LT des arc-périodes, elles augmentent également le nombre de ces arc-périodes n'enregistrant pas de mesures de véhicules flottants, conduisant à une diminution de la qualité d'estimation par FCD.

4.3.10 Les méthodes de substitution

Le traitement des mesures blanches - arc-périodes sans mesures de véhicule flottant - est un aspect fondamental de l'estimation des temps de parcours par FCD. Leur nombre, comme cela sera montré par la suite, peut en effet s'avérer très important, et il le sera bien évidemment d'autant plus que le l'ER est faible.

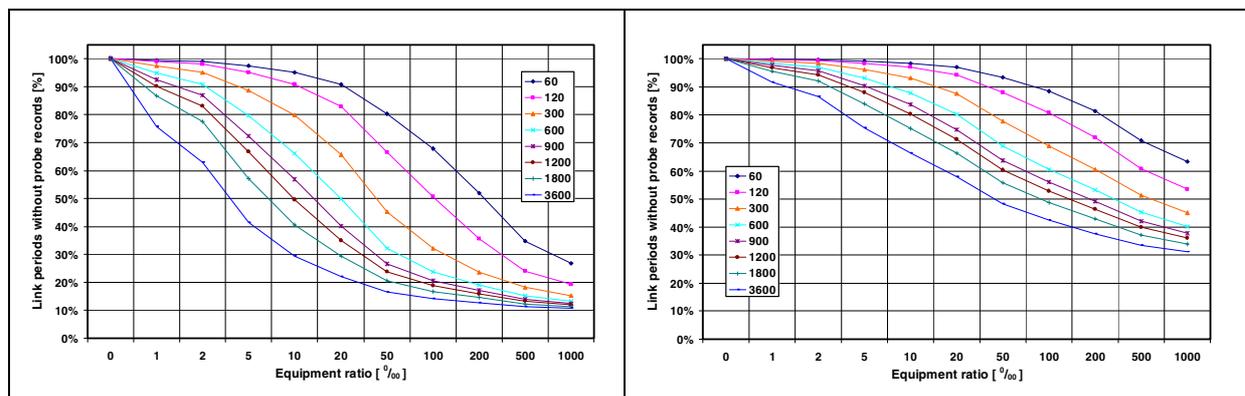


Figure 17: Pourcentage de mesures blanches en fonction de la période d'agrégation et du taux d'équipement (définition d'arc *classique* à gauche et *in-out* à droite)

Une analyse prenant en compte ce taux (ER) en plus de l'AP et de la définition d'arcs est donc nécessaire pour déterminer le nombre de valeurs blanches pour chaque combinaison des paramètres. La Figure 17 présente le pourcentage de valeurs blanches pour une définition d'arc *classique* à gauche et *in-out* à droite. Les graphiques des définitions *in* et *out* se trouvent quant à eux en annexe (Figure 63 et Figure 64).

4.3.10.1 La méthode statique (Free Flow)

La méthode statique, appelée également *Free Flow* par la suite, propose de remplacer les valeurs blanches par le temps de parcours nécessaire pour traverser l'arc en question dans des conditions de trafic "libres" (d'où le terme de *Free Flow*). Ces valeurs *Free Flow* sont celles utilisées par les systèmes de navigation statique et sont calculées en utilisant une vitesse moyenne par catégorie d'arc. Dans le cas des arcs urbains, la plupart des produits commerciaux existant (ViaMichelin, Mapsonic, Garmin) utilisent une vitesse moyenne de 30 km/h (8.3 m/s). Comme le modèle "centre" est intégralement composé d'arcs de type urbain, le temps de parcours statique de ses arcs (*Free Flow Link Travel Time*, abrégé *FLT* par la suite) se calcule simplement par:

$$ELT_{a,\tau} = FLT_{a,\tau} = \frac{L_a}{FS} \quad \text{Equ. 14}$$

L_a étant la longueur de l'arc et FS la vitesse *Free Flow* (8.3 m/s en général). A noter que le *FLT* est le même pour toutes les périodes d'agrégation vu qu'il s'agit d'un temps de parcours "statique".

Si le remplacement des mesures blanches par le *FLT* permet de mettre en évidence l'apport intrinsèque des mesures *FCD* pour le *SNA* par rapport à un système de navigation statique, cela ne peut pas être considéré comme une méthode satisfaisante pour maximiser les performances de la technique d'estimation de temps de parcours par *FCD*.

4.3.10.2 La méthode stationnaire

L'utilisation de la méthode stationnaire se base sur le principe que tant qu'aucune nouvelle mesure *FCD* n'est disponible, le dernier *ELT* calculé est considéré comme valide. Ainsi, si durant la période t aucun véhicule flottant ne traverse l'arc a alors:

$$ELT_{a,\tau} = ELT_{a,\tau-1} \quad \text{Equ. 15}$$

En appliquant cette méthode une hypothèse de stationnarité est alors émise. Les conditions de trafic sont considérées comme peu changeantes d'une période d'agrégation à l'autre. Une telle approche peut se justifier si la variabilité à moyen terme des temps de parcours d'arc est faible (ce qui n'est en tout cas pas le cas des périodes de pointe) ou si la durée des périodes d'agrégation est très courte.

4.3.10.3 La méthode du profil historique

L'idée du profil historique se fonde sur le fait qu'il existe une plus ou moins grande similarité entre les conditions de trafic qui règnent d'un jour à l'autre sur le réseau. Ces similarités sont particulièrement présentes pour un même jour de la semaine (le mardi par exemple) observé semaines après semaines, ce qui s'explique par une répétitivité des causes des déplacements, et donc de la demande en trafic.

En accumulant des paramètres de trafic mesurés par le passé (débits, vitesse, temps de parcours), un profil journalier moyen peut être calculé. On parlera alors, par exemple, du profil journalier "type" pour un mardi. Les différences entre le profil d'un jour spécifique et celui du jour type peuvent être très variables. Elles seront

importantes lorsqu'un événement particulier rend ce jour "pas comme les autres", par exemple lorsqu'un incident bloque une partie du réseau ou si une manifestation implique un changement dans les habitudes des conducteurs.

Les mesures de LT transmises par les véhicules flottants peuvent donc être stockées dans le but de calculer un profil historique estimé des temps de parcours d'arc (Estimated Historical Link Travel Time, abrégé EHLT par la suite) défini comme suit:

$$\text{EHLT}_{a,\tau} = \frac{\sum_{d=1}^D \frac{\sum_{f=1}^{F_{d,a,\tau}} \text{LT}_a^f}{F_{d,a,\tau}}}{D} \quad \text{Equ. 16}$$

Le profil historique obtenu sur la base de l'entier de la population des LT (Historical Link Travel Time, abrégé HLT par la suite) est lui défini de la manière suivante:

$$\text{HLT}_{a,\tau} = \frac{\sum_{d=1}^D \frac{\sum_{n=1}^{N_{d,a,\tau}} \text{LT}_a^n}{N_{d,a,\tau}}}{D} \quad \text{Equ. 17}$$

Dans ces deux équations, D est le nombre de jours d'enregistrement utilisés.

Dans la pratique, les profils historiques sont calculés de manière plus complexe, notamment en tenant compte des tendances saisonnières ou en pondérant de manière plus importante les jours les plus récents. Dans le cadre de cette étude, c'est la version simplifiée des équations 16 et 17 qui a été toutefois retenue.

L'estimation du profil historique peut être considérée comme un des points fort de la technique basée sur les FCD. En effet, en complément aux enseignements du § 4.3.2, il peut également être démontré que, pour une population de mesures dont la variance et la proportion de mesures de véhicules flottants sont fixes, l'erreur d'estimation diminue si la taille de cette population augmente.

Par conséquent, la temps de parcours d'un arc a durant la période τ d'un jour type de la semaine peut être considéré comme un phénomène unique à variance fixe, dont la taille de la population augmente chaque semaine où de nouvelles mesures sont stockées. Ainsi, même avec un ER très faible, on peut obtenir une bonne approximation de l'HLT par l'EHLT pour autant que les données d'un nombre de jours suffisants soient stockées dans la base de données historiques. Pour illustrer cette propriété, la Figure 18 montre l'évolution de la variance (représentée par l'écart type sur la figure) de la population de mesures de LT (en rose) ainsi que celle de la différence relative (EHLT-HLT)/HLT en fonction du nombre de jours de données cumulées. Il s'agit de l'arc modélisant à Lausanne la rue César-Roux en direction de la place du Tunnel durant la période d'agrégation allant de 17h00 à 17h15. Le taux de véhicule flottant est de 10 ‰.

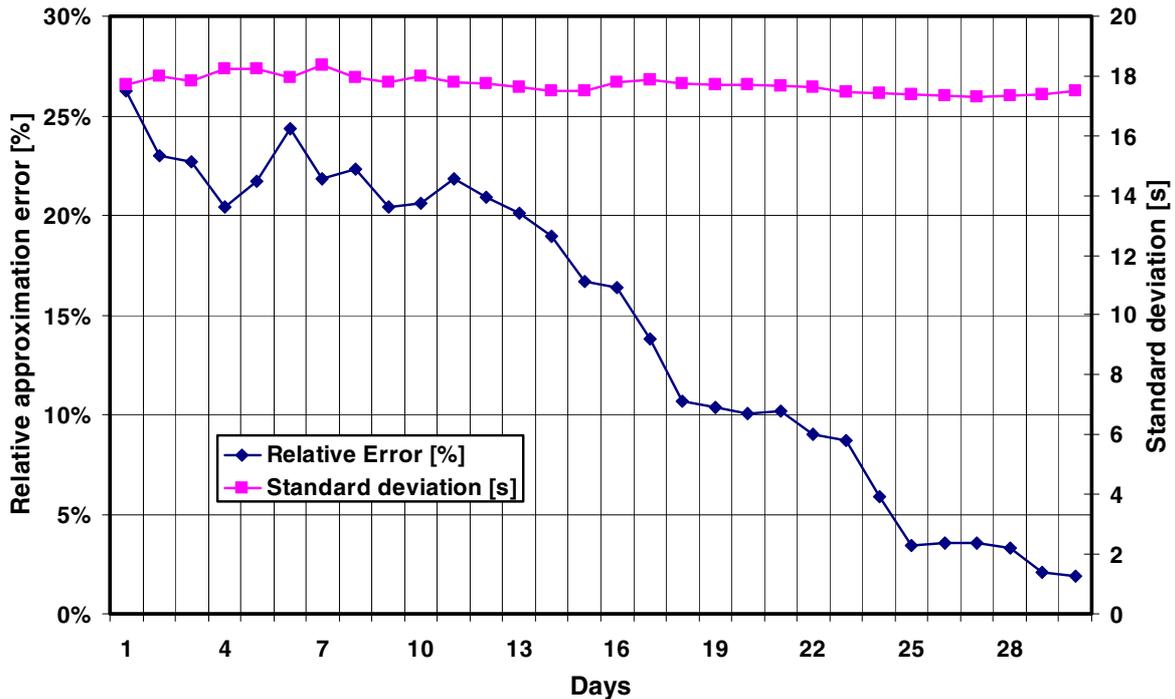


Figure 18: Evolution de l'erreur d'approximation relative (ER = 1%) et écart type de la population de mesures en fonction du nombre de jours de mesures cumulé

Cette figure montre que la variance de la population reste stable bien que sa taille augmente au fil des jours cumulés. L'erreur d'approximation (illustrée par la différence relative) diminue progressivement jusqu'à tendre vers zéro pour une trentaine de jours accumulés.

Il est important de préciser que ces résultats de simulation ont été obtenus sur la base de l'hypothèse suivante: une matrice OD est considérée comme représentant la demande d'un jour type, la différence entre les jours spécifiques se faisant en changeant la semence stochastique (point de départ pour le générateur de nombres aléatoires, appelé seed par la suite) utilisée pour une réplication. Par conséquent, les trente jours simulés l'ont été sur la base de la même matrice, mais en modifiant à chaque fois la seed. Il conviendrait donc de vérifier si les changements de conditions de trafic d'une seed à l'autre sont représentatifs de ceux constatés dans la réalité, vérification qui n'a pas pu être réalisée dans le cadre de cette étude.

La méthode de substitution basée sur le profil historique consiste donc à utiliser l'EHLT en lieu et place de la valeur blanche constatée:

$$ELT_{a,\tau} = EHLT_{a,\tau} \quad \text{Equ. 18}$$

Il faut noter qu'un EHLT n'est pas forcément toujours disponible, surtout si l'ER est faible, l'arc peu fréquenté ou le nombre de jours considérés limité. Dans ce cas, il faut utiliser une autre méthode de substitution.

4.3.10.4 Méthode prédictive

Comme on le verra au § 4.5, un SNA peut non seulement utiliser des ELT pour le calcul des itinéraires optimaux, mais également des temps de parcours d'arcs des

futures périodes d'agrégation (Predicted Link Travel Time, abrégé PLT par la suite), lesquels sont calculés par le biais d'une méthode prédictive: à la fin de la période t , les ELT_t sont calculés tout comme les $PLT_{t,\tau+1}, PLT_{t,\tau+2}, \dots, PLT_{t,\tau+i}$. L'idée de la méthode prédictive est de remplacer une valeur blanche par la dernière valeur prédite pour la période et l'arc en question:

$$ELT_{a,\tau} = PLT_{a,\tau-1,\tau} \quad \text{Equ. 19}$$

La méthode prédictive retenue (voir § 4.5) sera basée sur les réseaux de neurones. Deux réseaux seront utilisés, le premier se basant sur les ELT passés et le deuxième sur les ELT combinés avec les EHLT. Chaque réseau fournissant un PLT différent, deux méthodes de substitutions différentes seront donc considérées dans l'analyse paramétrique.

4.3.11 L'estimation combinée

L'idée sous-jacente à l'estimation combinée est que les mesures d'un ou plusieurs LT d'un arc-période par des véhicules flottants ne sont pas nécessairement les seuls valeurs à utiliser pour obtenir un ELT. En effet, plus le taux d'équipement est faible moins la moyenne de l'échantillon est représentative de la population des LT et l'estimation sera par conséquent moins précise.

Il est alors probable que la valeur du profil historique (EHLT) soit, dans certain cas, une meilleure estimation que celle uniquement déduite des mesures des véhicules flottants. Ceci peut être le cas alors même que la différence entre les conditions de trafic d'un jour particulier et d'un jour "type" devrait pénaliser l'utilisation de l'EHLT.

Plutôt que de devoir choisir entre ces deux valeurs de cas en cas, une combinaison linéaire et pondérée semble plus judicieuse. En effet, si l'on appelle ELT_f l'estimation obtenue uniquement grâce aux mesures des véhicules flottants, alors la nouvelle valeur estimée peut s'écrire :

$$ELT = \alpha \cdot ELT_f + (1 - \alpha)EHLT \quad \text{Equ. 20}$$

Reste alors à déterminer la valeur du coefficient α . Concrètement, plus la performance de l' ELT_f est élevée, plus α devrait être grand. Pas conséquent, il y a une relation évidente entre la valeur de ce coefficient et le taux d'équipement. Il ne s'agit néanmoins pas du seul paramètre. En effet, une pondération élevée de l'EHLT (donc un α faible) n'a de sens que si les conditions de trafic de l'arc-période sont similaires à celles d'un jour "type", ce qui est difficile à savoir a priori. On peut toutefois admettre que plus l' ELT_f est proche de l'EHLT plus cette hypothèse a de chance d'être correcte. Inversement, si ces deux valeurs sont très éloignées alors les conditions de trafic ne peuvent plus être considérées comme "habituelles". Dans ce cas, l'utilisation d'une valeur combinée ne pourrait que dégrader la performance d'estimation.

L'influence de cette différence entre l' ELT_f et l'EHLT sur la valeur de α tout comme la détermination d'une valeur seuil au-delà de laquelle une combinaison ne se justifie plus n'est pas aisée. Elles sont toutes deux notamment dépendantes de la variabilité de la population de LT. Pour la prendre en compte, une fonction de type $\alpha=f(ER,$

ELT_f, EHLT) devrait être calibrée pour chaque arc-période, chaque AP, chaque type de définition d'arcs, etc... ce qui représenterait un travail considérable et fastidieux.

Par conséquent, une fonction plus générique doit donc être déterminée. Les paramètres suivants devraient alors être notamment pris en compte : l'ER, l'ELT_f, l'EHLT, l'AP, la définition d'arcs, la longueur d'arc, le type d'arc, la période et le type de jonction (feux, stop, céder le passage). Il est à noter que, mis à part les trois premiers, tous les paramètres influencent la variabilité de la population des LT.

Vu le nombre de paramètres à traiter et leur différence de type, une expression analytique est quasiment impossible à déterminer. De ce fait, il a été décidé d'utiliser le travail déjà réalisé pour la prédiction de temps de parcours et d'appliquer la méthode des réseaux de neurones pour l'estimation combinée. Comme nous le verrons au § 4.5, un des réseaux de neurones élaboré pour la prédiction utilise justement comme inputs l'ensemble des paramètres cités ci-dessus et ne demande que peu de modifications pour obtenir un modèle d'estimation combiné. De plus, il ne se limite pas à l'utilisation des ELT_f et EHLT de la période traitée, mais prend également ceux des deux périodes de temps précédentes comme paramètres d'entrée. Pour obtenir une méthode d'estimation combinée, il faut utiliser la valeur d'ALT_τ comme valeur cible pour le processus d'apprentissage en lieu et place de celle d'ALT_{τ+1} (cas de la prédiction).

D'un point de vue pratique, quatre nouveaux lots de 15'000 mesures ont été extraits du container principal, selon le principe décrit au § 4.5. Le processus d'apprentissage du réseau de neurones, réalisé à l'aide du premier des quatre lots, a permis d'atteindre de manière répétée une stabilisation du coût (la fonction de coût utilisée est celle des moindres carrés, abrégée MSE) vers une valeur de 21 s² après 100 à 150 itérations. Les valeurs de MSE obtenues en appliquant le réseau ainsi obtenu aux trois autres lots (validation) permettent de juger le modèle comme étant stable.

Tableau 3 : Valeur de la fonction de coût du réseau de neurones modélisant l'estimation combinée

	Apprentissage	Validation 1	Validation 2	Validation 3
MSE (ELT/ALT)	13.9	16.2	15.3	15.1

Il faut toutefois noter que l'architecture du réseau de neurones, jugée adéquate pour la méthode de prédiction pour laquelle elle a été élaborée, ne l'est pas forcément pour le cas de l'estimation combinée. Il n'est donc pas impossible qu'une autre architecture permettrait d'obtenir un coût inférieur.

Afin de juger la performance de la méthode d'estimation combinée ainsi obtenue, l'indicateur MSE a été également calculé (sur la base des mesures du premier lot) en comparant la valeur ciblée ALT avec les valeurs d'ELT_f et d'EHLT. Les résultats, respectivement, 35.2 et 69.3 s², montrent de manière évidente la performance de la méthode combinée par rapport à la seule utilisation des mesures (du jour) de véhicules flottants ou du profil historique. A noter encore l'excellent coefficient de détermination R²=0.97 obtenu pour le lot d'apprentissage.

De plus, un réseau de neurones avec les seules trois valeurs d'ELT_f et les trois d'EHLT comme input n'a pas permis d'obtenir un MSE inférieur à 36.6 s², démontrant ainsi la pertinence de la prise en compte des paramètres explicatifs de la variabilité de la population des LT.

L'utilisation ou non de la méthode d'estimation combinée basée sur les réseaux de neurones (méthode abrégée CN par la suite) sera traitée lors de l'analyse paramétrique du § 4.3.13. Afin de ne pas multiplier les graphiques, elle sera traitée en même temps que les méthodes de substitution sans toutefois être, évidemment, une telle méthode.

4.3.12 La valeur d'alarme

Nous avons déjà signalé l'importance de la problématique des mesures blanches. Si aucune donnée n'est envoyée, c'est qu'aucun véhicule flottant n'a atteint l'extrémité de l'arc durant la période en question. Généralement, cela s'explique par le fait qu'aucun véhicule flottant ne circulait sur cette arc entre l'heure du début de la période et l'heure de sa fin (moins un temps de parcours "raisonnable" de l'arc). Il faut toutefois prendre en compte un autre cas de figure: si l'arc en question est fortement congestionné, un véhicule flottant peut alors effectivement se trouver sur l'arc durant l'intervalle de temps considéré, mais il ne peut le parcourir en ce temps jugé "raisonnable". Un ou plusieurs véhicules flottants peuvent alors rester sur l'arc durant plusieurs périodes d'agrégation sans envoyer de données car n'ayant pas atteint la fin de l'arc.

Dans une telle situation, se limiter à utiliser une méthode de substitution pour remplacer les mesures blanches serait erroné. La présence des véhicules flottants sur l'arc congestionné permet de savoir que l'ELT est au moins supérieur à une valeur seuil. Celle-ci correspond au temps durant lequel le premier véhicule flottant étant entré sur l'arc sans en être ressorti est présent sur cet arc. Une telle information permettrait d'améliorer grandement l'estimation par substitution. Il reste toutefois à savoir comment cette information est transmise au centre de gestion.

La solution est de définir un temps de parcours qui serait appelé "valeur d'alarme" et qui serait calculable pour chaque arc du réseau. Ainsi, si un véhicule flottant n'arrive pas à parcourir l'arc dans un temps inférieur à cette valeur d'alarme, il transmet alors au centre de gestion un message, en précisant l'identifiant de l'arc sur lequel il se trouve. S'il n'est toujours pas sorti de l'arc après deux valeurs d'alarmes, un nouveau message est envoyé et ainsi de suite. D'un point de vu purement pratique, il faudrait pouvoir faire la différence entre un véhicule effectivement bloqué dans une congestion et un véhicule arrêté pour une autre raison (tester si le moteur est coupé, demander une validation par le conducteur, etc.).

Dans le cadre de la présente étude, ce seuil d'alarme a été fixé à la valeur de l'EHLT ou, si elle n'est pas disponible, à la valeur *free flow*. Si l'utilisation des messages d'alarmes n'a pas été appliquée pour les résultats qui seront décrits dans ce chapitre, elle l'a été pour l'analyse des cas avec incident du chapitre 6. Une recherche plus approfondie sur le potentiel de cette méthode et toutefois souhaitable.

4.3.13 Analyse paramétrique

Cette analyse doit permettre de tirer les enseignements suivants:

- proposer une critique des différents indicateurs définis ci-dessus et déterminer leur pertinence pour évaluer les performances d'estimation de temps de parcours du SNA
- montrer l'influence des différents paramètres sur les performances d'estimation et mettre en évidence leurs effets combinés
- déterminer la combinaison optimale de paramètres, selon l'indicateur choisi et pour chaque taux d'équipement

Les paramètres suivants sont analysés conjointement:

- le taux d'équipement
- la durée de la période d'agrégation
- la définition d'arc
- la méthode de substitution

L'analyse porte sur les résultats d'une simulation de cinq heures du réseau "centre-ville". Dans un premier temps, aucun événement inhabituel ou incident n'est simulé. Les bases de données des profils historiques utilisées ont été calculées (une par taux d'équipement) sur la base de vingt runs de simulations (vingt jours). Le nombre de jours pris en compte pour ce calcul n'a pas été retenu comme paramètre supplémentaire pour cette analyse, son impact sur la performance d'estimation ayant déjà été mis en évidence au § 4.3.10.3.

En attendant d'aborder l'influence des différentes méthodes de substitution, la méthode *Free Flow* sera utilisée par défaut. Les temps de parcours *Free Flow* étant ceux utilisés par les systèmes statiques, l'utilisation de cette méthode permet de mettre en évidence les valeurs dynamiques d'ELT obtenues lorsque des mesures des véhicules flottants sont enregistrées (mesures non blanches).

4.3.13.1 L'indicateur MSLE (Mean Square Link Error)

Comme l'explique le § 4.3.1, l'indicateur le plus utilisé dans les recherches portant sur l'estimation des temps de parcours par FCD est le MSLE. Les valeurs qu'il prend pour les différentes combinaisons d'ER et d'AP sont proposées - pour une définition d'arc classique - à la Figure 19. Ce graphique montre clairement que, quel que soit l'ER, la valeur du MSLE est minimum pour l'AP maximum de 3600 secondes. On constate également que, de manière logique, toutes les courbes convergent vers zéro lorsque l'ER=1000 ‰ soit lorsque l'échantillon est identique à la population.

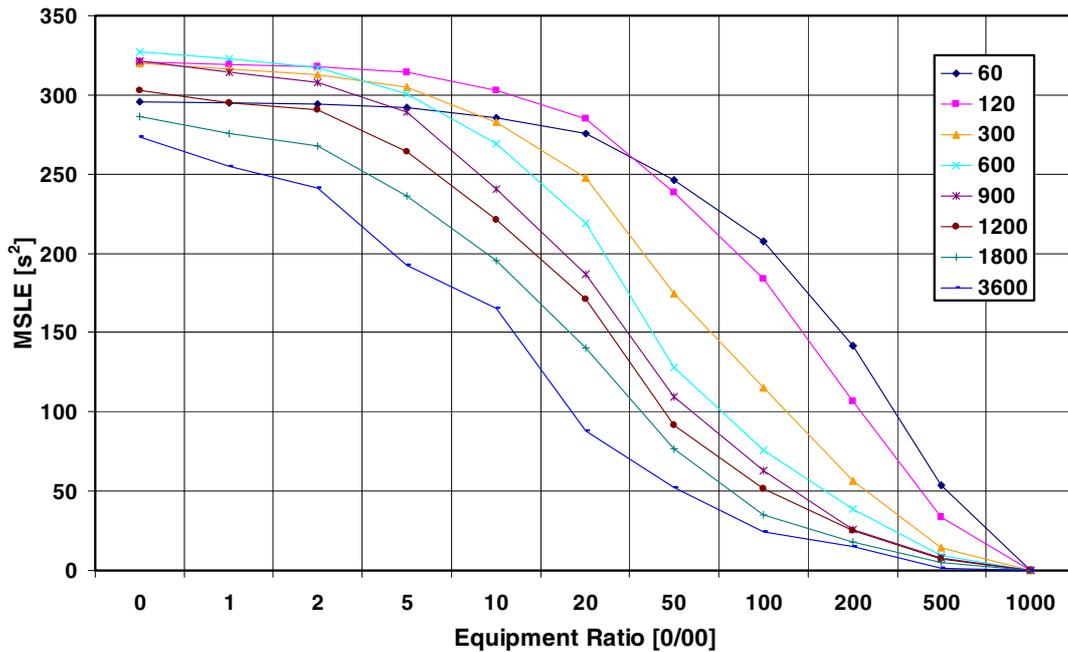


Figure 19: MSLE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs Classical

Le cas spécifique du taux d'équipement nul est mis en évidence de manière plus détaillée sur la Figure 20. Dans ce cas particulier, les temps de parcours utilisés sont équivalents à ceux proposés par un système de navigation statique. Les performances d'un tel système devrait donc être totalement identique, quelle que soit la période d'agrégation choisie (à noter d'ailleurs qu'une agrégation n'a pas réellement de sens dans ce cas). Elles devraient également être indépendantes de la définition des arcs, le temps de parcours *Free Flow* étant le même dans tous les cas. En réalité, les différences constatées sur la Figure 20 sont dues à des phénomènes d'ordre statistique.

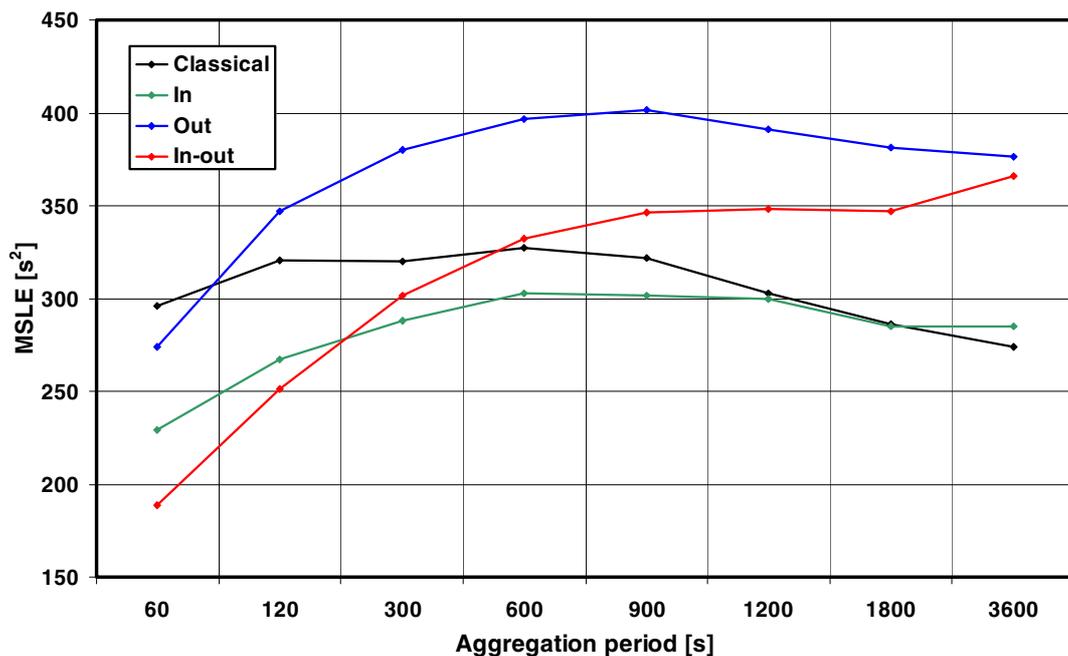


Figure 20: MSLE en fonction de l'AR et du type de définition d'arcs pour un ER = 0

En fait, la principale différence existant entre les différentes combinaisons de paramètres (AP / Définition d'arcs) est la taille de la population des LT des arcs-périodes. Cette taille a une influence certaine sur le calcul des MSLE comme le montre l'exemple suivant: soit l'enregistrement de mesures de LT sur une période de dix minutes pour un arc donné. Une agrégation en deux périodes de cinq minutes est adoptée dans un premier temps. Les différences entre la moyenne des LT de chacune des deux périodes de cinq minutes et le FLT sont élevées au carré puis moyennées pour obtenir le MSLE. La même opération est effectuée sur la base d'une agrégation en cinq périodes de deux minutes. Dans ce second cas, un MSLE plus élevé sera obtenu alors que les données de base sont strictement identiques dans les deux cas.

Un tel phénomène influence également les résultats obtenus pour des taux d'équipement non nuls. Par conséquent, l'utilisation du MSLE pour comparer différents scénarii n'a de valeur que si la période d'agrégation et la définition d'arcs ne changent pas. C'est le cas pour la majorité des travaux portant sur les FCD, mais pas dans la présente étude. Le MSLE ne peut donc pas être retenu comme indicateur pertinent pour cette analyse paramétrique. Il pourra tout au plus être utilisé pour comparer l'influence de différentes méthodes de substitution pour une AP ou une définition d'arcs particulière. Par extension, le MSPE doit également être écarté car étant sujet aux mêmes effets statistiques.

4.3.13.2 L'indicateur AILE (Average Individual Link Travel Time Error)

L'utilisation de cet indicateur offre des résultats différents et plus nuancés. La Figure 21 présente les valeurs de l'AILE obtenues pour une définition d'arcs classical.

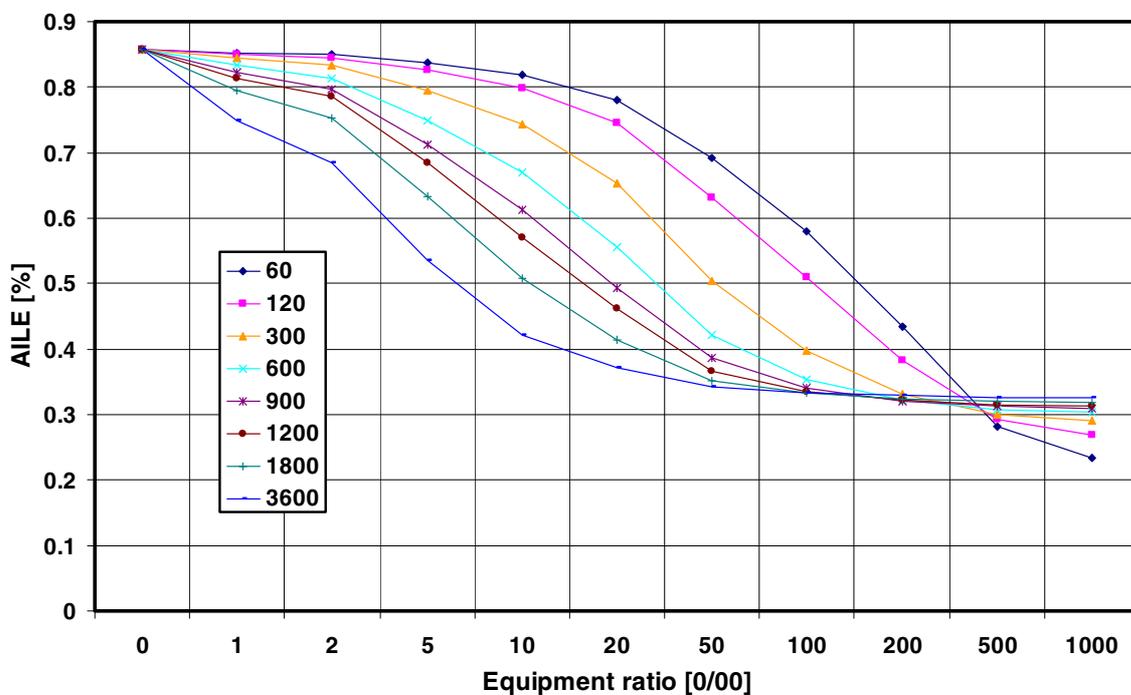


Figure 21: AILE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs classical

Lorsque le taux d'équipement est faible, la diminution rapide du taux de substitution (voir Figure 17) constatée pour les périodes d'agrégation longues offre un avantage

certain sur la performance d'estimation globale. Il n'est donc pas étonnant qu'une AP de 3600 secondes offre des résultats meilleurs pour un ER inférieur à 100 ‰.

Pour ce taux d'équipement, il y a toutefois une claire convergence des valeurs d'AILE pour des AP compris entre 3600 et 600 secondes. Cela veut dire qu'à ce niveau d'équipement, les avantages d'une AP élevée (moins de mesures blanches) et ceux d'une AP faible (variabilité limitée des populations de LT) se compensent. Il est d'ailleurs intéressant de constater que, pour ces AP, aucune amélioration marquée de l'AILE n'est enregistrée pour des ER supérieurs. Pour obtenir de meilleures performances, il faut alors adopter des AP de 300, de 120 voir de 60 secondes, mais seulement pour des ER supérieurs à 500 ‰. On notera, pour finir, que l'écart maximum de performance entre une AP de 60 et de 3600 secondes est observé pour un ER de 20 ‰. Pour ce taux d'équipement, l'AILE commence à peine à baisser pour la première courbe alors qu'elle s'est quasiment stabilisée à son niveau minimum pour la deuxième. Ce constat montre l'importante influence du taux de mesures blanches qui existe à ce niveau d'ER.

Les résultats obtenus pour les autres définitions d'arcs (Figure 63, Figure 64 et Figure 65 en annexe) conduisent à des enseignements similaires.

La comparaison entre les valeurs d'AILE obtenues pour les quatre définitions d'arcs et une période d'agrégation fixe permet de tirer des enseignements supplémentaires. L'exemple d'une AP de 900 secondes - illustré par la Figure 22 - montre en effet qu'une définition de type *classical* ou *in* implique de meilleurs résultats pour des taux d'équipements inférieurs à 100 ‰. Cette valeur, pour laquelle les quatre courbes sont très proches, représente une nouvelle fois le point où les avantages et les inconvénients de chaque définition d'arcs se compensent.

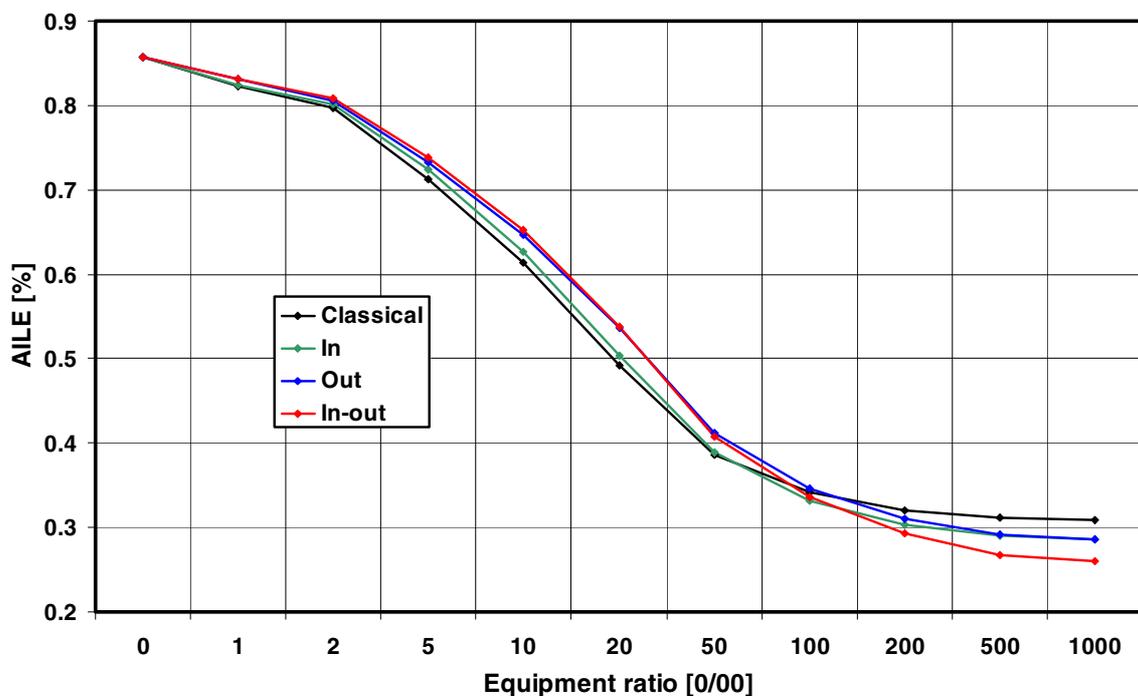


Figure 22: AILE en fonction du taux d'équipement et de la définition d'arcs pour une AP = 900

De manière prévisible, une définition de type *in-out* permet d'obtenir les meilleures performances pour des ER supérieurs à 100⁰/₀₀. Une définition de type *classical* a, elle, tendance à "plafonner" rapidement tout comme, dans une moindre mesure, les deux autres définitions. Ces résultats confirment donc qu'un seul type de définition n'est pas optimal pour l'ensemble des valeurs.

L'analyse des valeurs d'AILE mesurées pour d'autres valeurs d'AP - par exemple 120 et 3600 (Figure 66 et Figure 67 en annexe) - montre le même comportement général. Le point de croisement des quatre courbes est toutefois différent (entre 20 et 50⁰/₀₀ pour le premier et entre 200 et 500⁰/₀₀ pour le second). De tels résultats permettent de confirmer la dépendance mutuelle de tous les paramètres analysés.

Comme pour les périodes d'agrégation, les performances d'un type de définition d'arcs dépendent fondamentalement du taux de substitution que son choix entraîne. Ainsi, pour des ER faibles, les avantages qu'apportent des définitions différenciées ne permettent pas de compenser les désavantages liés à leur taux de substitution trop élevé.

Une analyse mettant en relation l'AILE avec ce taux de substitution permet d'en savoir plus sur l'influence réelle de cette valeur. La Figure 23 présente cette comparaison pour le cas d'une AP de 60 secondes. Elle souligne la différence entre la définition de type *classical* et *in-out*, les deux autres (similaires entre elles) se trouvant parfaitement entre deux. Le type *in-out* présente en effet des performances nettement supérieures au *classical* pour un taux de substitution identique, phénomène qui s'accroît avec la diminution du pourcentage de substitution et donc de l'AILE. A titre d'exemple, un taux de substitution de 60% permet d'obtenir un AILE de 18% pour le type *in-out* contre 53% pour le *classical*.

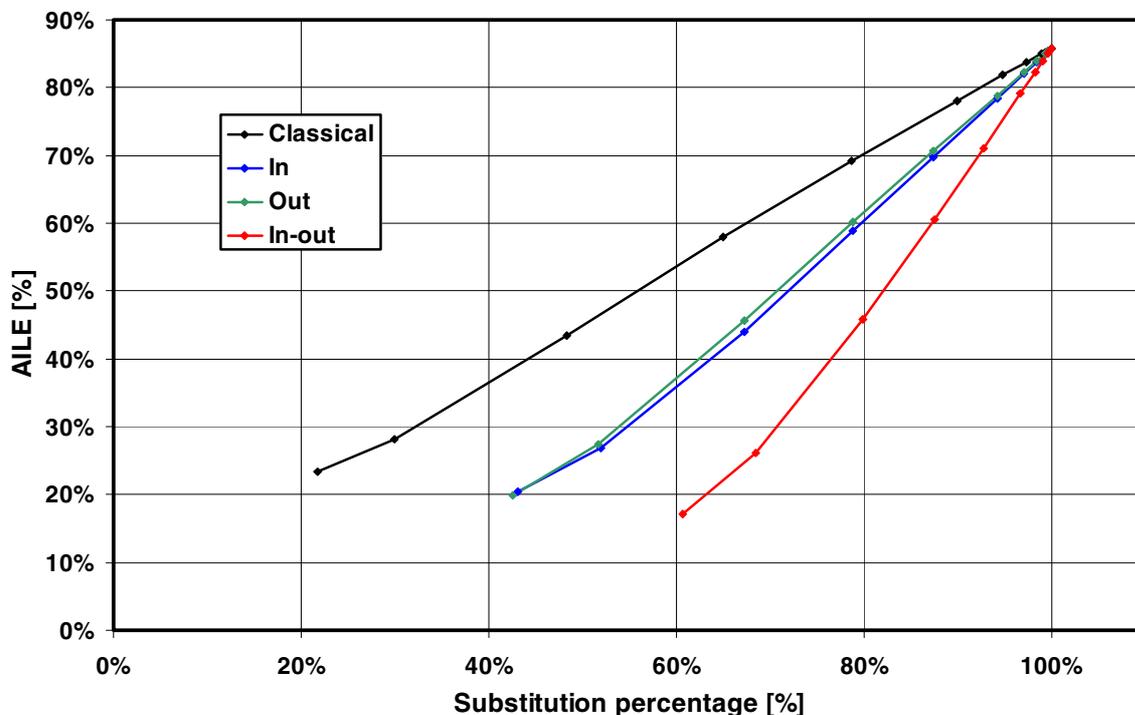


Figure 23: Relation entre l'AILE et le pourcentage de substitution (ou de mesures blanches) en fonction de la définition d'arcs pour une AP=60

Les résultats présentés par ce graphique peuvent également être interprétés de la manière suivante: pour obtenir un niveau de performance identique (par exemple un AILE de 30%), le niveau de substitution de type *classical* (32%) doit être inférieur à celui du type *in-out* (72%). Concrètement, c'est ce qui se passe au point où les courbes de la Figure 22 se croisent. Pour ce taux d'équipement précis, le rapport entre les taux de substitution est tel qu'il implique des AILE semblables. Cela signifie également que lorsque le type *in-out* devient le plus performant (pour un ER supérieur à 10% dans le cas de la Figure 22), il n'en reste pas moins celui qui présente le taux de substitution le plus élevé.

Il est à noter que la relation quasi linéaire constatée sur la Figure 23 ne se confirme pas pour d'autres valeurs d'AP, comme par exemple dans le cas d'une AP de 3600 (Figure 68 en annexe).

Le § 4.3.4 a justifié l'utilisation, dans le cadre de l'évaluation d'un système tel que le SNA, d'indicateurs non pas basés sur le temps de parcours d'arcs mais plutôt sur celui d'itinéraire. Parmi les deux proposés, seul l'AIPE sera analysé en détails pour les raisons exposées précédemment. Une comparaison entre les valeurs d'AILE et d'AIPE permettra de mettre en évidence la différence entre l'approche par arcs et celle par itinéraire.

4.3.13.3 L'indicateur AIPE (Average Individual Path Travel Time Error)

La Figure 24 montre les valeurs de l'AIPE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs *classical*. Une certaine similarité avec la forme des courbes de la Figure 21 (cas de l'AILE) peut être constatée.

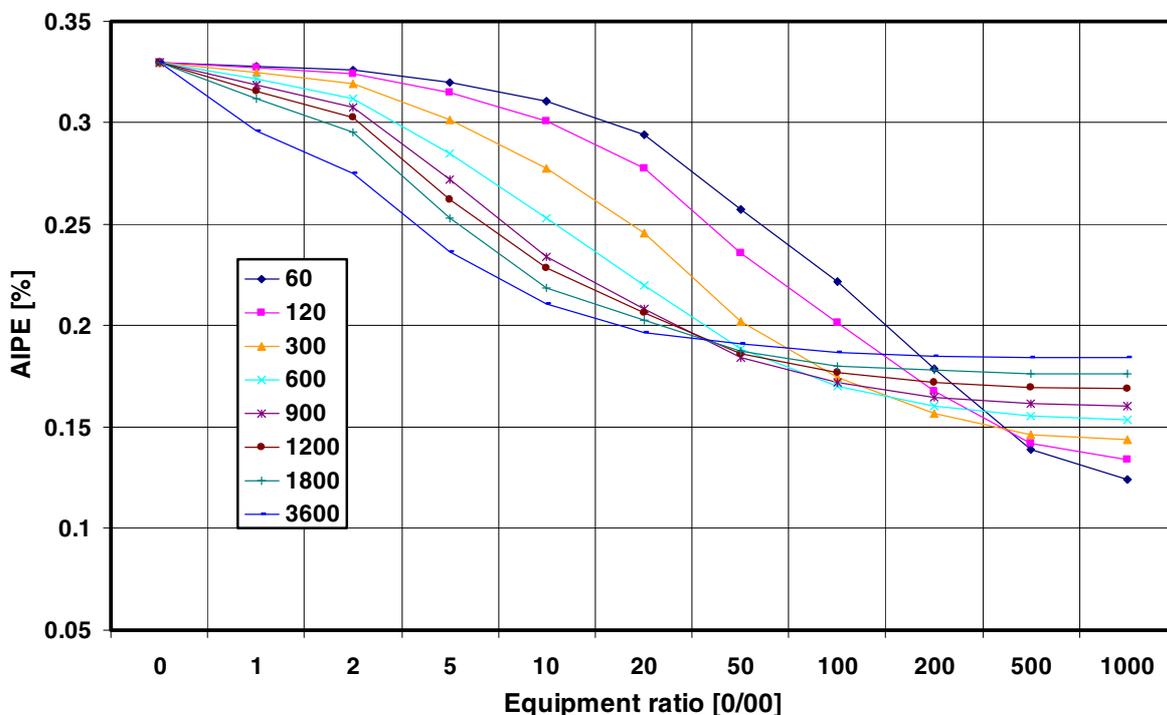


Figure 24: AIPE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs classical

Toutefois, deux éléments présentent une nette différence entre les deux graphiques. Premièrement, la zone des valeurs d'AIPE (12 à 33%) est moins étendue que celle

d'AILE (22% à 86%) mais surtout présente des valeurs très inférieures. Cette première comparaison permet donc de tirer un enseignement important : pour des conditions d'estimation de temps de parcours par FCD identiques, l'erreur relative d'estimation au niveau des itinéraires est plus faible qu'au niveau des arcs.

Ce phénomène s'explique aisément par le fait que les erreurs d'estimation des arcs ne se cumulent pas le long d'un itinéraire mais ont plutôt tendance à se compenser partiellement, car pouvant être aussi bien de signe positif que négatif. En effet, l'indicateur d'AILE ne prend en compte que la valeur absolue des erreurs. De plus, comme l'expliquera le chapitre 5.2, la non indépendance entre les temps de parcours enregistrés sur plusieurs arcs d'un itinéraire joue également un rôle dans le cumul des erreurs d'arc.

Deuxièmement, la différence entre les deux graphiques provient de la convergence entre les courbes d'AP allant de 3600 à 600 secondes qui se situe plutôt entre 2 et 5% d'ER contre 10 et 20% pour l'AILE. L'inversement de tendance entre les AP est également plus marquée pour des valeurs d'ER supérieures à 5%. La comparaison basée sur les trois autres définitions d'arcs (Figure 69, Figure 70 et Figure 71 en annexe) confirme ces tendances. Les valeurs d'AILE justifient donc l'abaissement de la durée de la période d'agrégation pour un taux d'équipement plus faible que dans le cas d'une analyse au niveau des arcs (AILE).

A l'inverse, les graphiques montrant l'effet de la définition d'arcs sur l'AILE (Figure 22) et l'AILE (Figure 25) ne permettent pas de constater un changement entre les deux approches. En effet, dans les deux cas, le point de croisement des courbes se situe aux environs d'un ER de 10% et ce pour une AP de 900 secondes. Ce constat est confirmé par l'observation des résultats pour une AP de 120 et 3600 secondes (Figure 72 et Figure 73 en annexe). Il faut encore ajouté que comme pour l'AILE, la différence entre les quatre courbes reste limitée.

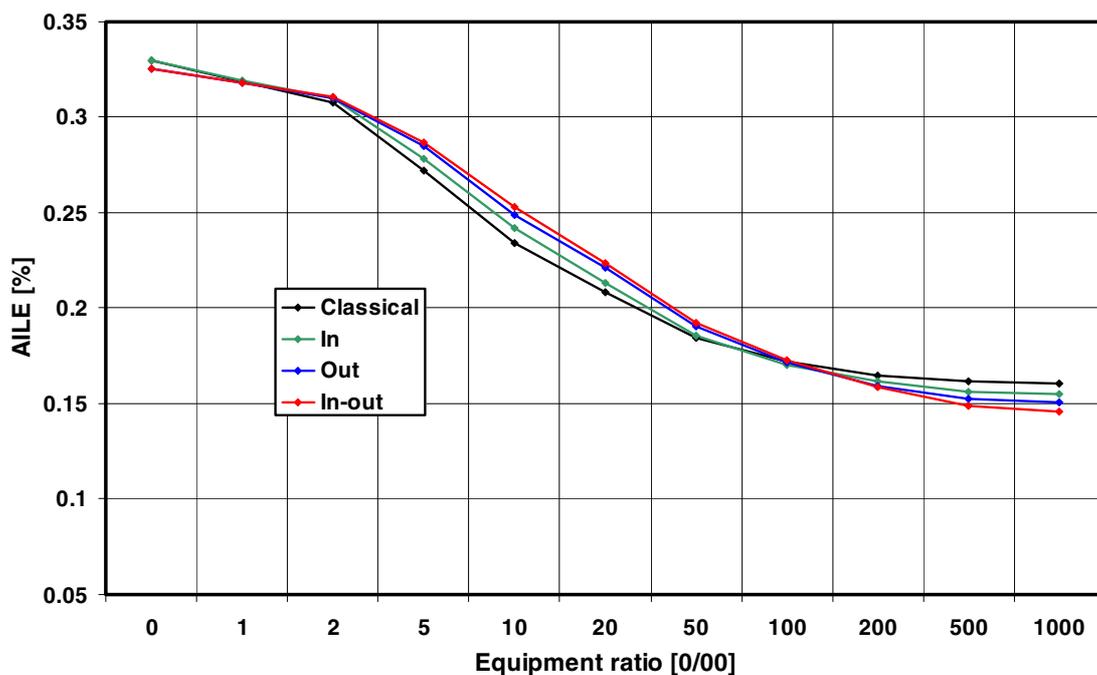


Figure 25: AILE en fonction du taux d'équipement et de la définition d'arcs pour une AP = 900

La Figure 26 permet de comparer les valeurs d'AIPE pour une définition d'arc *classical* et *in-out* et ce, sur la gamme complète d'AP possibles. Elle confirme le peu de différence constatée. La vision 3D proposée ici permet de mettre particulièrement en évidence l'effet combiné de l'ER et de l'AP sur l'AIPE.

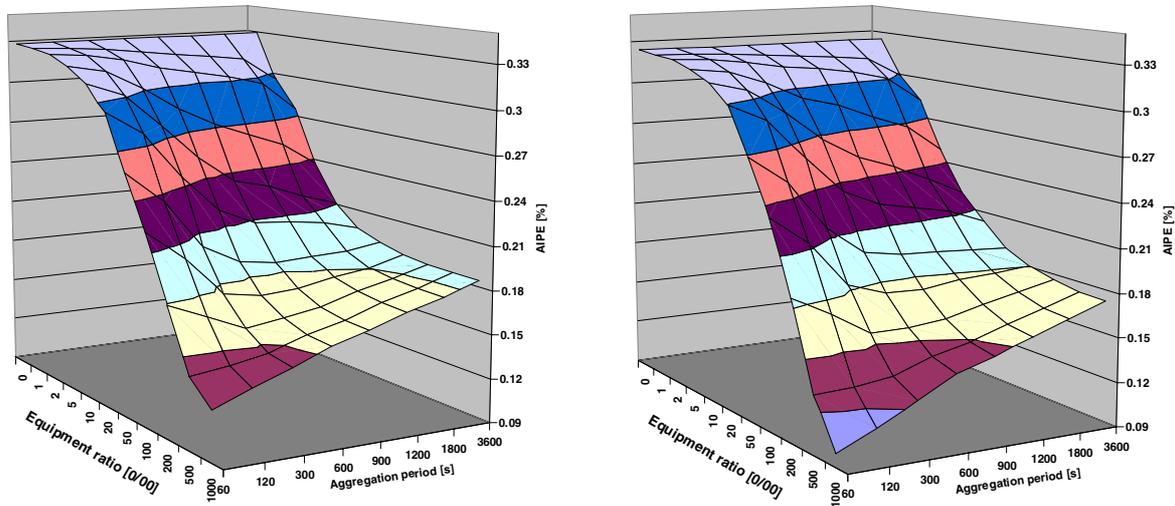


Figure 26: Vision 3D de l'AIPE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs Classical (gauche) et In-out (droite)

Jusqu'ici, cette analyse paramétrique a permis de montrer clairement qu'il existait pour chaque taux d'équipement une combinaison de d'AP et de définition d'arcs adéquate ce qui permet de relativiser les enseignements des nombreuses études considérant ces paramètres comme fixes. Il s'agit donc d'une approche clairement novatrice dans ce domaine. De plus, elle a permis de mettre en évidence que l'utilisation d'un indicateur basé sur des erreurs d'arcs pouvait induire des choix différents de celle d'un indicateur basé sur les erreurs d'itinéraires. Le second étant plus pertinent dans le cadre particulier de l'évaluation d'un SNA, seul l'indicateur AIPE sera donc utilisé pour la suite de cette analyse paramétrique.

Il faut toutefois rappeler ici que, jusqu'à présent, seule la méthode de substitution Free Flow a été utilisée pour tirer ces premières conclusions. Si elle s'est avérée idéale pour isoler l'effet des autres paramètres sur les indicateurs elle n'en n'est pas moins la moins performante de toutes celles proposées. Une étude de ces différentes méthodes doit donc être ajoutée à l'état actuel de l'analyse.

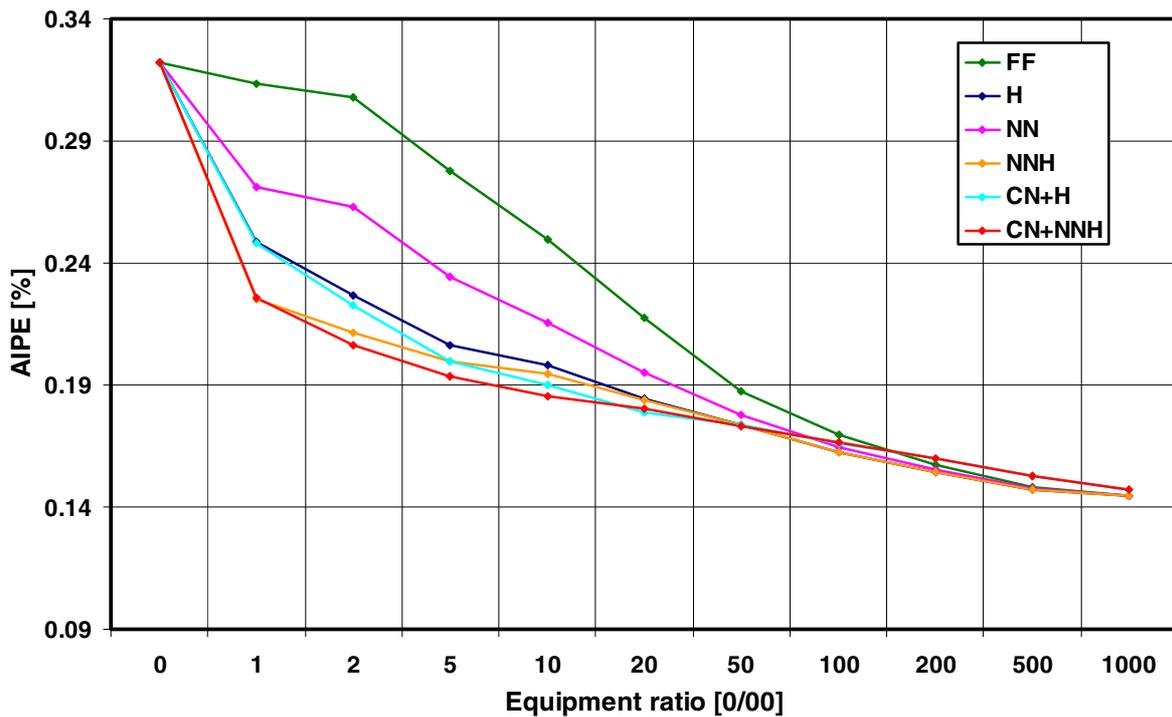


Figure 27: AIPE en fonction de la méthode de substitution et du taux d'équipement pour une AP = 900 et une définition d'arcs in-out

La Figure 27 présente les valeurs d'AIPE en fonction des différentes méthodes et du taux d'équipement pour une AP fixée à 900 secondes et une définition d'arcs *in-out*. On rappellera ici qu'afin d'éviter d'alourdir cette analyse paramétrique, les performances de la méthode d'estimation combinée seront évaluées conjointement à celles de substitution.

Ce graphique permet tout d'abord de confirmer que la méthode *FreeFlow* est de loin la moins performante (du moins dans ce cas particulier). On constate ensuite que la substitution par la méthode des réseaux de neurones ne prenant que les mesures du jour en compte (NN) propose certes une amélioration mais reste loin des performances des autres méthodes. La substitution par la valeur du profil historique (H) se montre, par exemple, nettement plus intéressante. Ce fait démontre une fois de plus les qualités de la méthode d'estimation par FCD pour obtenir un bon profil historique. Un élément particulièrement satisfaisant est également mis en évidence par cette figure. Il s'agit de l'excellent comportement du réseau de neurones combinant les données du jour avec celles du profil historique (NNH). Fournissant des performances meilleures que la méthode NN et H, la démonstration qu'une combinaison adéquate de ces deux sources d'informations entraîne de meilleurs résultats est une nouvelle fois établie.

La méthode combinée n'étant pas une méthode de substitution, elle a été couplée avec celle du profil historique (CN+H) dans une première variante et avec le réseau NNH dans une seconde (CN+NNH). Dans ce cas particulier (AP=900, *in-out*), force est de constater que l'amélioration espérée n'est pas très importante. Elle présente même des résultats plus mauvais, ce qui était attendu, pour des ER élevés (>20%). Cette différence reste toutefois très limitée ce qui démontre un bon fonctionnement du réseau de neurones.

Au-delà de la comparaison entre les méthodes, la Figure 27 apporte un enseignement d'une grande importance. En effet, ce graphique permet de constater qu'avec la méthode de substitution adéquate (dans ce cas la NNH), il est possible de réduire d'un tiers l'erreur d'estimation de temps de parcours d'itinéraire avec seulement un ER d'un pour mille ! Mieux encore : si l'on considère la différence entre l'AIPE à ER=0 avec l'AIPE à ER=1000 (soit $33-15=18\%$) comme étant la marge de progression possible, alors avec ce taux d'équipement de 1% , la moitié de cette progression peut-être réalisée ! Ce résultat met clairement en évidence le potentiel réel de la méthode d'estimation de temps de parcours par FCD.

On notera enfin que les différences entre les méthodes ne sont visibles que jusqu'à un ER d'environ 10%, valeur à partir de laquelle la proportion de mesures blanches est trop limitée pour qu'elles aient suffisamment d'influence sur l'AIPE.

Tableau 4: Les AIPE minimaux pour chaque combinaison ER / Méthode de substitution avec leur AP et définition d'arcs correspondantes

	ER	0	1	2	5	10	20	50	100	200	500	1000
FF	AP	-	3600	3600	3600	3600	3600	900	600	600	60	60
	Link	-	cl	cl	cl	cl	in	cl	cl	in-out	in-out	in-out
	AIPE	0.3223	0.2953	0.2847	0.2292	0.2070	0.1924	0.1817	0.1691	0.1542	0.1292	0.0988
H	AP	-	3600	1800	1800	1200	900	600	600	300	60	60
	Link	-	in-out									
	AIPE	0.3223	0.2156	0.2191	0.2047	0.1961	0.1844	0.1721	0.1610	0.1468	0.1193	0.0988
NN	AP	-	600	600	600	600	600	600	600	300	60	60
	Link	-	out	out	out	out	out	out	in-out	in-out	in-out	in-out
	AIPE	0.3223	0.2422	0.2394	0.2149	0.2004	0.1854	0.1765	0.1631	0.1485	0.1225	0.0988
NNH	AP	-	1800	900	600	600	300	600	300	300	60	60
	Link	-	in-out									
	AIPE	0.3223	0.2152	0.2114	0.1995	0.1926	0.1834	0.1716	0.1607	0.1462	0.1203	0.0988
CN+H	AP	-	3600	1800	900	900	900	600	300	300	60	60
	Link	-	out	cl	in	in	out	out	out	out	out	in-out
	AIPE	0.3223	0.2099	0.2077	0.1944	0.1866	0.1778	0.1705	0.1615	0.1520	0.1300	0.1089
CN+NNH	AP	-	1200	900	900	600	300	300	300	300	60	60
	Link	-	in	in	out	out	out	out	out	in-out	out	in-out
	AIPE	0.3223	0.2096	0.2031	0.1913	0.1849	0.1790	0.1705	0.1608	0.1516	0.1312	0.1082

Après ces premiers enseignements, il faut maintenant aborder l'effet cumulé des méthodes de substitution et des autres paramètres (AP et définition d'arcs). Une représentation graphique mettant en évidence leur influence conjointe sur l'AIPE s'avérant difficile, la solution consiste à se rappeler ici de l'objectif final de cette analyse paramétrique : déterminer pour chaque ER la combinaison de paramètres permettant d'obtenir la valeur d'indicateur (dans ce cas l'AIPE) minimale.

Ainsi, pour chaque taux d'équipement et chaque méthode de substitution (et méthode d'estimation combinée), l'AIPE la plus petite a été reportée dans le Tableau 4 accompagnée de l'AP et de la définition d'arc correspondante. Pour une meilleure visualisation des résultats, les courbes des AIPE minimaux ont également été reportées sur la Figure 28.

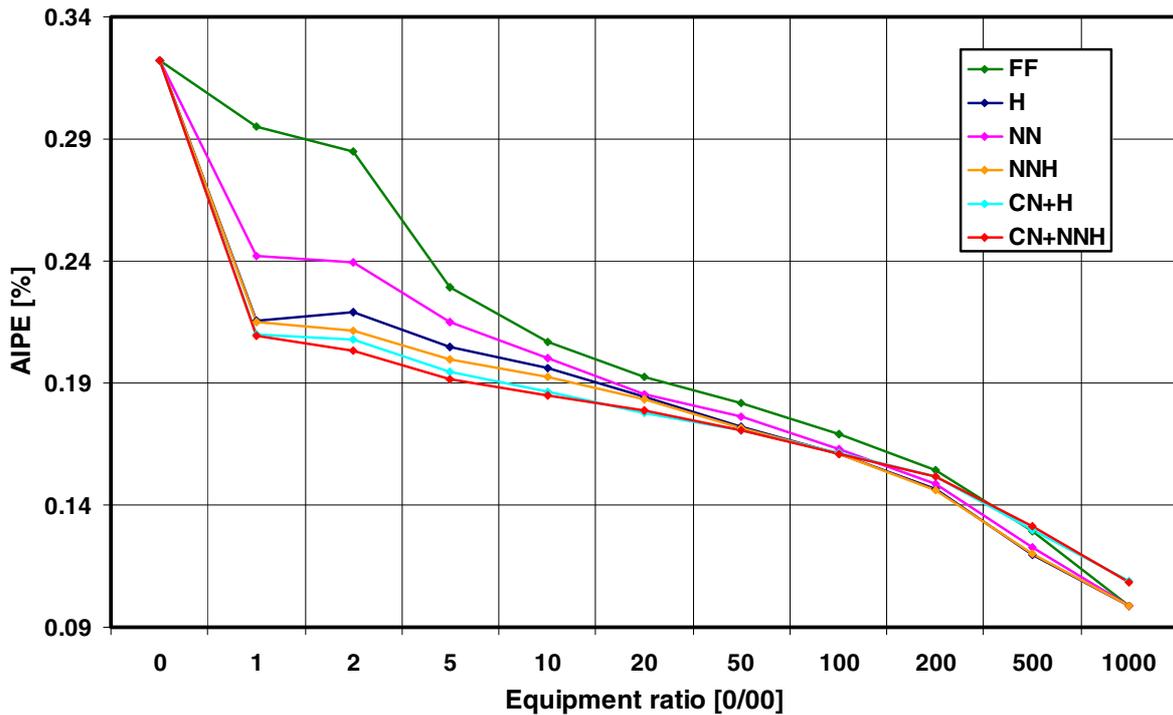


Figure 28: Courbes des AIPE minimaux en fonction de la méthode de substitution et du taux d'équipement

Certains enseignements tirés du cas particulier de la Figure 27 se trouvent ici confirmés à un niveau général. Par exemple, le fait que la méthode NN soit la seule (à part la Free Flow évidemment) à ne pas utiliser le profil historique ne lui permet pas de fournir des performances aussi bonnes que les autres même si une nette amélioration par rapport au Free Flow est constatée. Ensuite, une moitié de la diminution possible de l'AIPE est bien obtenue dès le premier pour mille d'équipement. A noter que toutes les méthodes utilisant le profil historique présentent des valeurs très similaires d'AIPE pour ce point particulier. Toutefois, comme l'indique le tableau, ces valeurs sont obtenues avec des AP et des définitions d'arcs différents pour chaque méthode. Il est important de noter que dans le cas de la CN+NNH, qui présente l'AIPE la plus faible, une période d'agrégation de 20 minutes (1200 s) peut être adoptée pour ER=1, ce qui représente déjà un fréquence de rafraîchissement de l'information dynamique satisfaisante.

Cet assemblage de l'estimation combinée avec la méthode de substitution prédictive NNH est d'ailleurs la solution présentant les meilleurs résultats pour des ER allant jusqu'à 5%, bien que la différence avec l'assemblage CN+H soit très faible. Pour des ER plus élevés, l'estimation combinée ne semble plus porter ses fruits et l'application des seules méthodes de substitution (NNH ou H) est plus performante.

Une analyse attentive du Tableau 4 permet de tirer d'autres enseignements intéressants. Tout d'abord, on constatera que la méthode NN offre les meilleurs AIPE (pour des ER allant jusqu'à 100) lorsque l'AP est de 600 secondes. Cela démontre la nécessité d'une fréquence assez élevée de rafraîchissement des temps de parcours pour exploiter le potentiel de prédiction du réseau de neurones. Un autre point à souligner est le fait que la méthode du profil historique tout comme la prédictive NNH présentent toujours leurs meilleures performances avec une définition d'arcs *in-out*. Ceci permet de justifier d'une manière claire l'emploi de cette

technique dont l'utilité n'avait jusqu'à présent été démontrée que sur des considérations purement théoriques. On notera toutefois qu'une différenciation d'arcs uniquement selon les sorties (définition *out*) semble plus adéquate pour des ER de 5 à 50 ‰ via l'utilisation de l'estimation combinée.

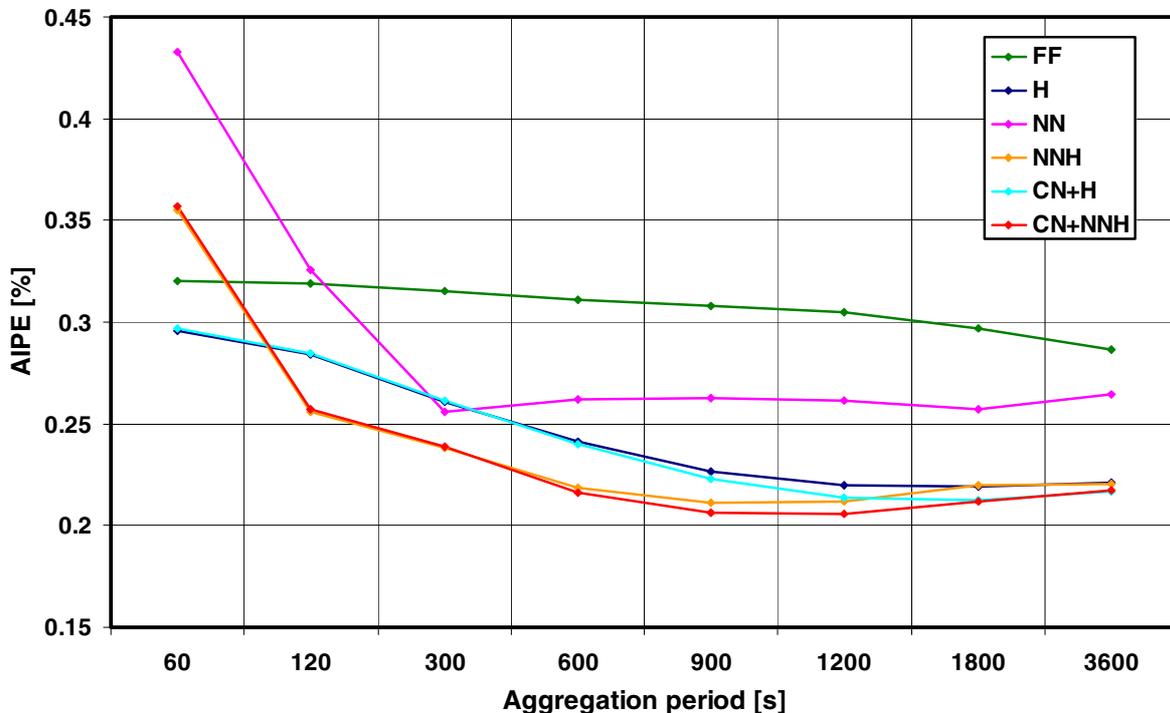
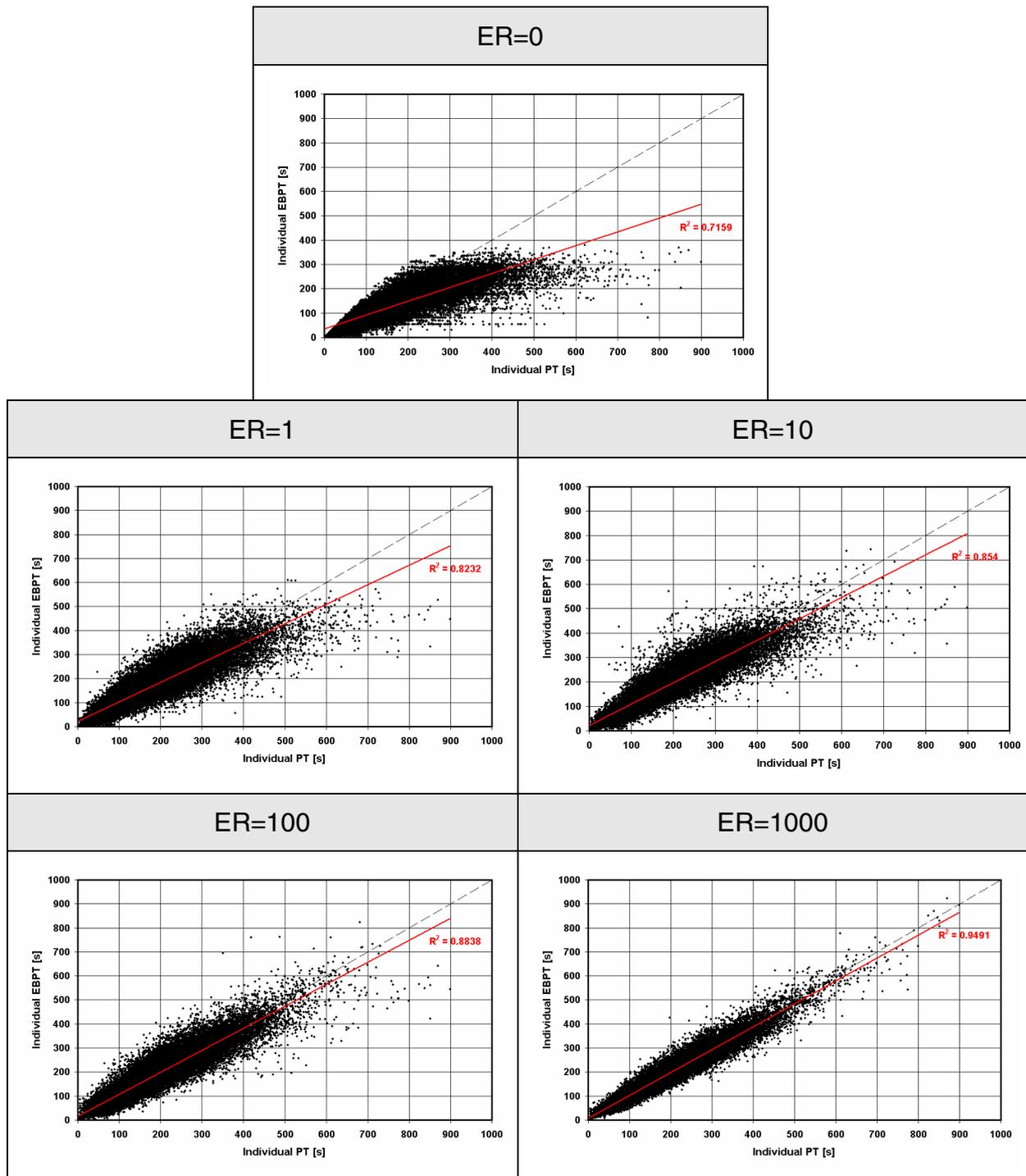


Figure 29: AIPE en fonction de la méthode de substitution et de la période d'agrégation pour un ER = 2 et une définition d'arc in-out

Le Tableau 4 ne présentant que les AIPE minimaux, il serait intéressant de voir la relation entre l'AIPE et la période d'agrégation pour constater si ces valeurs minimales se détachent clairement des autres valeurs possibles. La Figure 29, présente, par exemple, l'évolution des AIPE de chaque méthode pour un ER = 2 et une définition d'arcs *in-out*. On y constate que toutes les solutions basées sur une méthode de substitution prédictive présentent des résultats mauvais, voire très mauvais (AIPE plus grands que pour le Free Flow !), pour des périodes d'agrégation de durée très courte. De plus, dans le cas particulier de la méthode NN une stagnation de la valeur d'AIPE à partir d'une AP de 300 secondes est constatée. L'analyse de la courbe offrant les meilleures performances (CN+NNH) montre que si l'on obtient bien une valeur minimale pour une AP de 1200, la différence avec les valeurs voisines est faible. Ainsi, par exemple, adopter une AP de 900 secondes n'impliquerait qu'une baisse de performance très limitée. Un tel constat démontre donc que les résultats proposés par le Tableau 4 doivent être utilisés de manière nuancée.

En complément à la visualisation des résultats présentés à la Figure 28, il serait intéressant de montrer une comparaison directe entre le temps de parcours estimé (EBPT) et réel (PT) de chaque véhicule simulé.

Tableau 5: Comparaison entre l'EBPT et le PT de chaque véhicule simulé pour différents ER



Le Tableau 5, propose cette comparaison pour différentes valeurs de taux d'équipement. Il permet premièrement de constater une importante sous estimation des temps de parcours estimés lorsque ceux-ci sont uniquement les valeurs *FreeFlow* (ER=0). C'est particulièrement le cas pour les trajets à plus longue durée. Le contraste entre ces résultats et ceux obtenus avec seulement 1⁰/₁₀₀ de véhicules équipés est frappant. Il confirme qu'avec un ER aussi faible, une nette amélioration de l'estimation est obtenue. Deuxièmement, le graphique présentant les résultats pour la totalité de la population des véhicules (ER=1000) illustre parfaitement l'erreur d'approximation qu'implique l'utilisation de la somme des temps de parcours moyen d'arc (BPT) en lieu et place du PT, confirmant ainsi les remarques du § 4.2.1

4.3.13.4 Les moyennes mobiles

Le § 4.3.8 avait suggéré l'utilisation des moyennes mobiles pour obtenir une réactualisation des temps de parcours plus fréquente sans changer la durée de la période d'agrégation. Pour déterminer l'influence de cette technique sur la performance d'estimation de temps de parcours, un nouveau calcul des AIPE minimaux a été réalisé en utilisant, dans un premier temps, une valeur de $\eta=2$. Ces résultats sont présentés à la Figure 30.

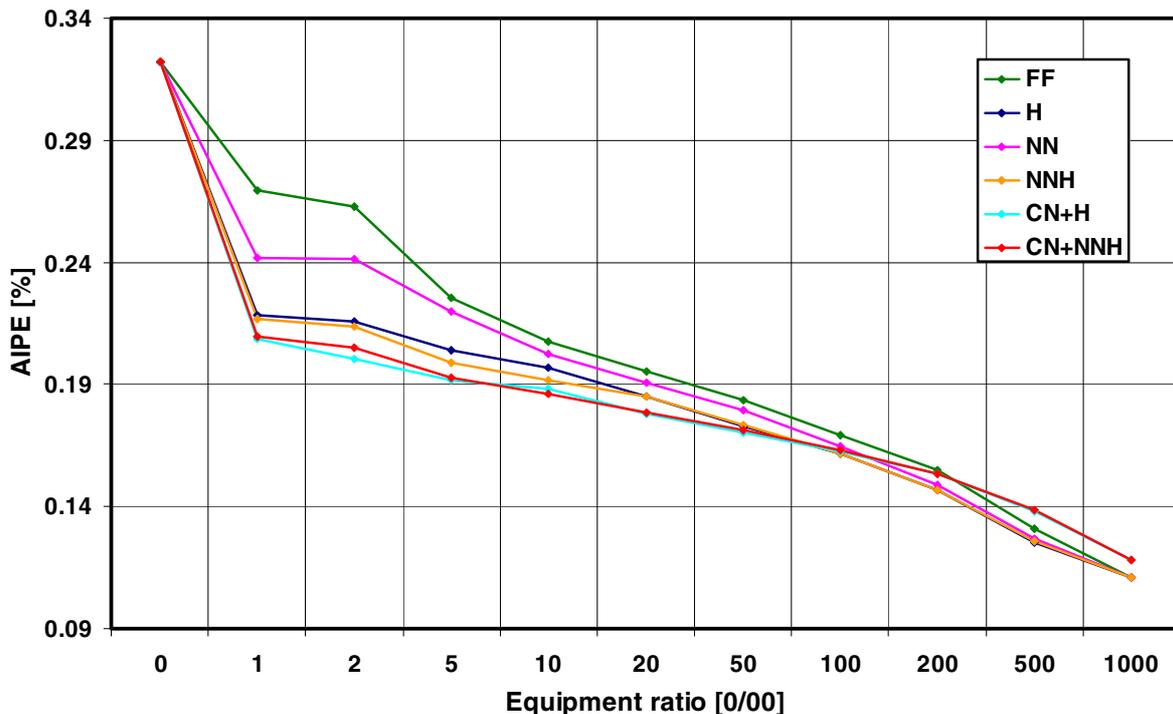


Figure 30 : Courbes des AIPE minimaux en fonction de la méthode de substitution et du taux d'équipement pour une $CP=AP/2$

Une comparaison avec la Figure 28 ne montre que très peu de différences. Seuls les premiers points de la courbe FF présentent une certaine amélioration, ce qui ne présente pas un grand intérêt. Des résultats obtenus en appliquant un facteur $\eta=3$ permettent enfin de confirmer que l'utilisation des moyennes mobiles n'offre aucune amélioration sensible des performances d'estimation de temps de parcours.

4.3.13.5 Cas particulier d'un incident

Cette analyse paramétrique s'est jusqu'ici, comme indiqué en introduction à ce paragraphe, limitée à l'étude des résultats obtenus grâce à la simulation d'un jour ordinaire, c'est-à-dire sans incident particulier ou/et de demande de trafic anormalement différente de celle d'un jour « type ». Il est évident que cela explique en grande partie les bonnes performances générales de l'estimation de temps de parcours par FCD et, en particulier, de l'utilisation de méthodes (substitution ou combinée) faisant référence à un profil historique.

Il est donc nécessaire de connaître les performances de ces méthodes dans le cas où un (ou plusieurs) incident(s) venai(en)t à modifier le comportement habituel du trafic. Pour ce faire, une simulation particulière a été réalisée (toujours sur la base du

modèle « centre-ville ») ou, à chaque heure entière, un axe principal du réseau était complètement bloqué durant quinze minutes. Ce scénario a engendré la création de nombreuses zones de congestion, blocage de carrefours, reroutages, ... L'observation à l'écran de l'état du trafic lors de cette simulation a clairement permis de considérer ce scénario comme celui d'un jour très particulier comme il ne se présente que rarement dans la réalité. Evidemment, il s'agit d'un jugement relativement subjectif, aucune mesure réelle ne pouvant le confirmer, mais s'appuie sur une longue expérience du réseau acquise par l'auteur.

Comme pour le cas du jour ordinaire, un graphique regroupant les valeurs d'AIPE minimales pour chaque méthode a été réalisé. Il s'agit de la Figure 31.

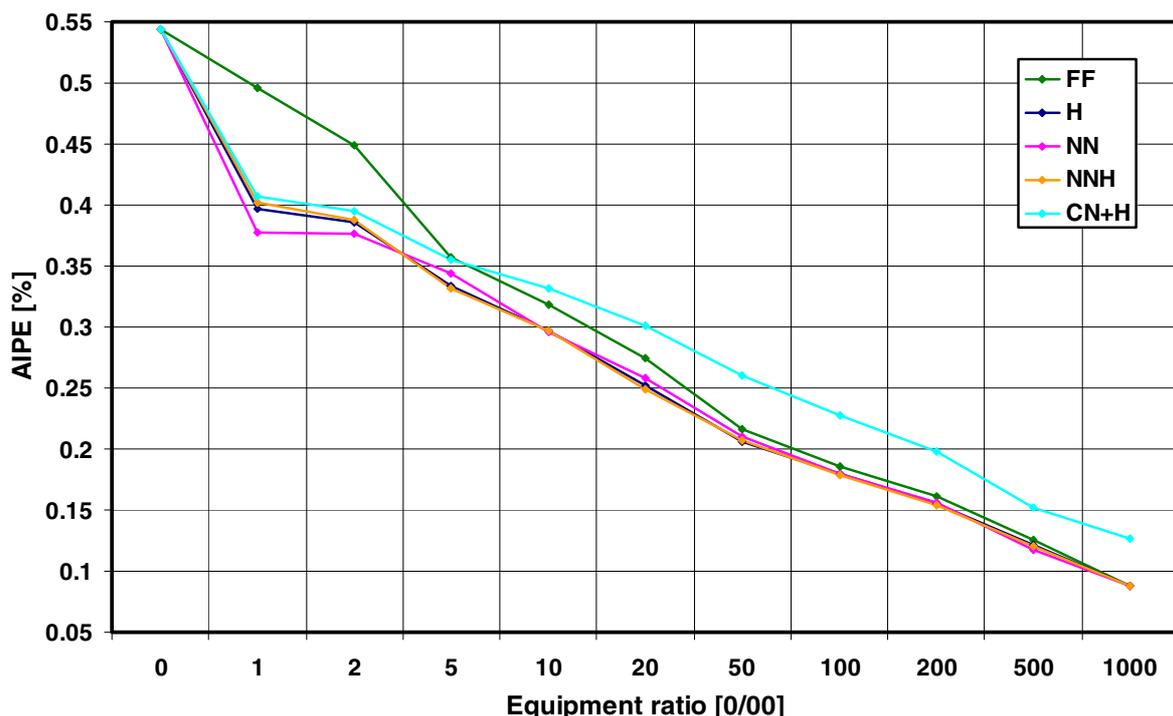


Figure 31: Courbes des AIPE minimaux en fonction de la méthode de substitution et du taux d'équipement pour un jour avec incident

Son observation permet immédiatement de constater que l'échelle des AIPE mesurée s'est agrandie avec un maximum (0.54) presque deux fois supérieur à celui d'un jour ordinaire (0.32). Ce maximum représente le cas où aucun véhicule équipé n'est présent sur le réseau et où seules les valeurs Free Flow peuvent être utilisées. Bien évidemment, les nombreux incidents et leur répercussion ont impliqué une importante baisse de la vitesse moyenne des véhicules traversant le réseau expliquant par là même cette augmentation d'erreur d'estimation. A l'inverse, la valeur minimale, soit lorsque les informations de la totalité des véhicules sont disponibles, n'est pas différente d'un jour ordinaire. Cela s'explique par le fait que lorsque ER=1000, l'AP permettant d'obtenir la meilleure AIPE est pour chaque cas de 60 secondes. Ainsi, seule la variabilité à court terme influence cette valeur. Si la variabilité à long terme est évidemment plus importante dans le cas avec incident que sans, ce résultat montre qu'il n'en est pas de même avec celle à court terme qui ne semble donc pas sensible à ce type d'événement. Cet enseignement mériterait toutefois un approfondissement qui ne rentre pas dans le cadre de cette étude.

Quant aux performances des méthodes proposées, il est clair qu'elles sont, de manière générale, moins bonnes que dans le cas ordinaire du moins lorsqu'on les compare à la courbe Free Flow. Il faut néanmoins constater que la meilleure méthode pour un ER de 1⁰/₀₀ permet de réaliser déjà 38% $((0.54-0.37)/(0.54-0.09))$ de diminution possible contre 50% dans le cas ordinaire ce qui est particulièrement encourageant.

On observe, par contre, que cette fois c'est la méthode NN qui propose les meilleurs résultats pour les faibles valeurs d'ER avant de se retrouver au même niveau que les autres à partir d'un ER de 5⁰/₀₀. Ce s'explique évidemment par le fait que c'est la seule méthode ne se basant pas sur un profil historique et pouvant ainsi mieux s'adapter aux conditions très particulières du jour en question. Ce n'est pas pour autant que les autres méthodes présentent de mauvais résultats, démontrant ainsi que même pour des jours aux conditions de trafic très particulières, l'utilisation du profil historique dans une méthode de substitution offre de meilleures performances que la méthode Free Flow.

Par contre, ce graphique montre de manière évidente que l'utilisation de la méthode d'estimation combinée offre des performances très mauvaises dans ce cas particulier ! En réalité, il faudrait nuancer cette affirmation en disant que la méthode telle qu'elle a été calibrée ne présente pas de bonnes performances. En effet, il faut ici se rappeler que cette méthode s'appuie sur l'usage d'un réseau de neurones qui n'a été calibré qu'avec des valeurs provenant de jours ordinaires. Il est donc normal qu'il ne puisse pas être performant dans un cas pour lequel il n'a pas été entraîné ! Ces mauvaises performances s'expliquent donc par le fait que le réseau de neurones met trop de poids sur les valeurs du profil historique alors même qu'elles représentent un appui nettement moins solide que dans le cas d'un jour ordinaire.

Bien qu'ayant dans ce cas des conséquences moins importantes, il faut souligner que les NN et NNH ont également été calibrés sur la base de jours ordinaires uniquement. Bien que ce travail ne soit pas réalisé dans le cadre de cette étude, il serait intéressant de recommencer l'apprentissage des réseaux de neurones en incluant dans les lots de mesures quelques unes provenant de jours avec incidents. Il faudrait alors voir si une amélioration notable pourrait être enregistrée dans le cas des jours avec incidents sans que cela ne dégrade (trop) leurs performances pour les jours ordinaires.

L'auteur aimerait conclure ce paragraphe en rappelant que toutes ces analyses ont été réalisées sur la base d'une seule réplique de simulation par cas et un seul tirage au sort de véhicules équipés par valeur d'ER. Pour être parfaitement rigoureux et au vu des aspects fortement stochastiques de ces deux éléments, l'analyse devrait porter systématiquement sur plusieurs répliques et tirage au sort pour pouvoir observer le degré de variabilités de ces résultats. Cette tâche aurait représenté une masse de travail étant difficilement imaginable dans le cadre de cette étude. Quelques comparaisons ont toutefois été réalisées entre différentes répliques ou différents tirages au sort de véhicules équipés. S'ils ont montré qu'il y avait en effet des différences (faibles) entre les valeurs d'AIPE, les enseignements qu'ils permettent de tirer restent eux inchangés.

4.4 L'approche probabiliste

4.4.1 Le temps de parcours d'arc comme variable aléatoire

Dans ce chapitre, les limitations (voire parfois les non-sens) d'une approche déterministe ont été soulevées et illustrées. Vouloir modéliser le temps de parcours d'arc par l'intermédiaire d'une seule valeur (la moyenne par exemple) est une simplification qui engendre un certain niveau d'imprécision, particulièrement élevé dans le cas d'arcs de réseaux urbains où la variabilité des populations des LT est spécialement importante. La Figure 11 et sa décomposition présentée à la Figure 12 illustrent parfaitement ces particularités. Toutefois, les valeurs de l'AIPÉ obtenues lors de l'analyse paramétrique présentée au paragraphe précédent en sont un bien meilleur exemple. En effet, elles ont montré que l'erreur d'estimation passait (pour un jour ordinaire) de 33 à 9% entre une situation où aucune information n'est disponible (Free Flow) et celle où la totalité des LT sont connus. Malgré que ce dernier cas soit purement théorique et difficilement imaginable aujourd'hui, il ne permet toutefois de diminuer cette erreur que d'à peine plus de deux tiers.

L'alternative permettant de prendre en compte cette variabilité des mesures de temps de parcours consiste à considérer le temps de parcours d'un arc comme une variable aléatoire dont les mesures de LT en seraient les réalisations. Cette alternative a déjà été proposée par de précédents travaux (notamment [33]): ces derniers se sont avant tout limités à une approche théorique, son application dans la pratique restant encore difficile. D'un point de vue fondamental, l'utilisation de variables aléatoires semble permettre de nombreuses améliorations dans les domaines des ATIS et ATMS. Comme le montrera le § 5.2.3.2, elle permet notamment l'application d'algorithmes de calcul probabiliste de plus court chemin. Elle implique toutefois une série de difficultés techniques importantes.

La première difficulté réside dans la manière de décrire cette variable aléatoire, notamment sa distribution de probabilité. Evidemment, l'ensemble des LT mesurés durant la période de temps considérée (qui n'est plus à proprement parlé une période d'agrégation dans ce cas) permettent d'établir un histogramme. Toutefois, il serait nettement plus utile de décrire cette distribution par une formule analytique dont seuls les paramètres seraient à décrire. Cela explique pourquoi certains travaux retiennent l'hypothèse que la distribution des temps de parcours suit une loi normale $N(\mu, \sigma^2)$. Dans ce cas, évidemment, deux seuls paramètres permettraient de décrire toute la distribution de probabilité.

Lorsque l'on observe des données réelles ou, du moins, provenant d'une simulation il est évident qu'une telle hypothèse s'avère beaucoup trop simplificatrice. A titre d'exemple, la Figure 32 montre la distribution de probabilité déduite des mesures proposées à la Figure 8. Les quatre heures de mesure ont été décomposées en huit périodes de trente minutes, chaque courbe représentant l'une de ces périodes.

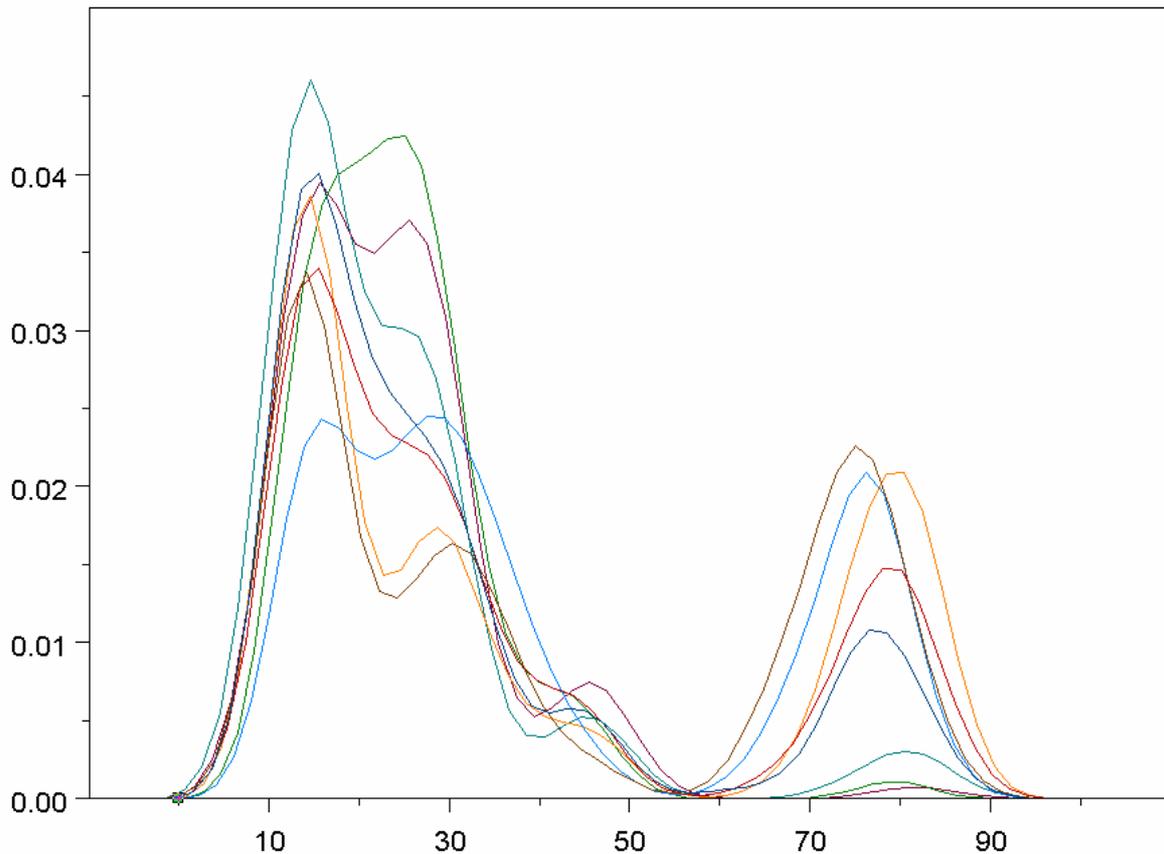


Figure 32: Exemple d'évolution temporelle de distribution de probabilités de temps de parcours d'arcs

Ces courbes ne correspondent pas à une simple distribution normale et de telles distributions ne semblent pouvoir être approchées par une seule forme type, mais devraient plutôt faire appel à une combinaison de celle-ci. Cela implique alors une augmentation du nombre de paramètres descriptifs. Dans le cas (fréquent en milieu urbain) de distribution bimodale DB, une solution pourrait consister à modéliser la distribution par la somme pondérée de deux distributions normales :

$$DB = \alpha \cdot N_1(\mu_1, \sigma_1) + (1 - \alpha) \cdot N_2(\mu_2, \sigma_2) \quad \text{Equ. 21}$$

Ainsi, chaque mode peut être plus ou moins « activé » via le paramètre α en fonction de la période de la journée. Par exemple, lorsque le trafic est faible et que toute la file peut passer à la première phase de vert, alors α serait égal à 1. Aux carrefours principaux où les véhicules peuvent attendre plusieurs phases de feux avant de traverser, il faut alors rajouter le nombre de normales nécessaires. On constate ici que la définition d'arcs *in-out* permettrait de regrouper les mesures dans des distributions plus faciles à approcher avec des formes habituelles.

De plus, cette figure montre clairement le changement de forme de la distribution au cours du temps. Si l'on voulait utiliser cette approche, il faudrait par conséquent trouver une fonction qui, uniquement par le changement de ses paramètres, pourrait s'adapter à l'évolution temporelle des distributions. Une fois une telle fonction trouvée, il faudrait alors répéter la même opération pour chaque arc du réseau. Evidemment, certains arcs présentant d'importantes similarités, une fonction de

distribution pourrait convenir à plusieurs arcs. Il faudrait alors regrouper ces derniers par catégories.

4.4.2 Cas particulier de l'estimation par véhicules flottants

Le paragraphe précédent a montré les difficultés liées à la description des variables aléatoires de temps de parcours d'arc. Mais qu'en est-il du processus d'estimation par véhicules flottants ? Dans l'hypothèse où la forme analytique de la distribution de chaque arc est connue à priori, la détermination de ces paramètres devrait alors se faire sur la seule base de l'échantillon de mesures.

Avec des taux d'équipements faibles le nombre absolu de mesures par arc-période peut être très limité. Les difficultés dans l'approximation de la moyenne de la population de LT ont été mises en évidence. On peut donc s'attendre à encore plus de difficultés dans le cas de l'approximation des paramètres des courbes de distribution.

Cependant, si ces distributions étaient exprimées par de simples combinaisons de normales dont la moyenne et l'écart type sont connus à priori alors il ne resterait plus qu'à déterminer les coefficients de pondération. Dans le cas de l'équation 21 par exemple, le paramètre α pourrait tout simplement être estimé en divisant le nombre de mesures faisant partie du premier mode par le nombre total de mesures. Il faut néanmoins se rappeler que si ces distributions bimodales correspondent bien aux mesures d'arcs à feux, ce n'est pas du tout le cas pour ceux par exemple se terminant par un céder le passage (cas typique d'une file d'attente à l'entrée d'un giratoire).

4.4.3 L'approche moyenne – écart type

La détermination de la forme et des paramètres de la distribution de probabilité étant difficile, une approche se limitant à décrire le temps de parcours d'un arc par sa moyenne et son écart type pourrait tout de même s'avérer intéressante. Evidemment, il ne s'agit plus d'une approche rigoureusement probabiliste, ne permettant donc plus l'utilisation, par exemple, d'algorithmes de calcul stochastique de plus court chemin. Il s'agit alors d'une approche déterministe « améliorée » dont les avantages en termes de calcul d'itinéraires seront expliqués au § 5.2.3.2.

Reste pourtant à savoir avec quel degré de précision les seules mesures des véhicules flottants permettent d'approximer la variance (ou écart type) de la population des LT. Pour ce faire, l'erreur quadratique moyenne d'estimation est calculée pour chaque combinaison d'ER / AP / définition d'arcs. Elle compare les valeurs de l'écart type de la population des LT (Link Travel Time Standard Deviation, abrégé LTS) à celle de l'échantillon (Estimated Link Travel Time Standard Deviation, abrégé ELTS), lorsque cette dernière est disponible. Ces résultats sont présentés à la Figure 33.

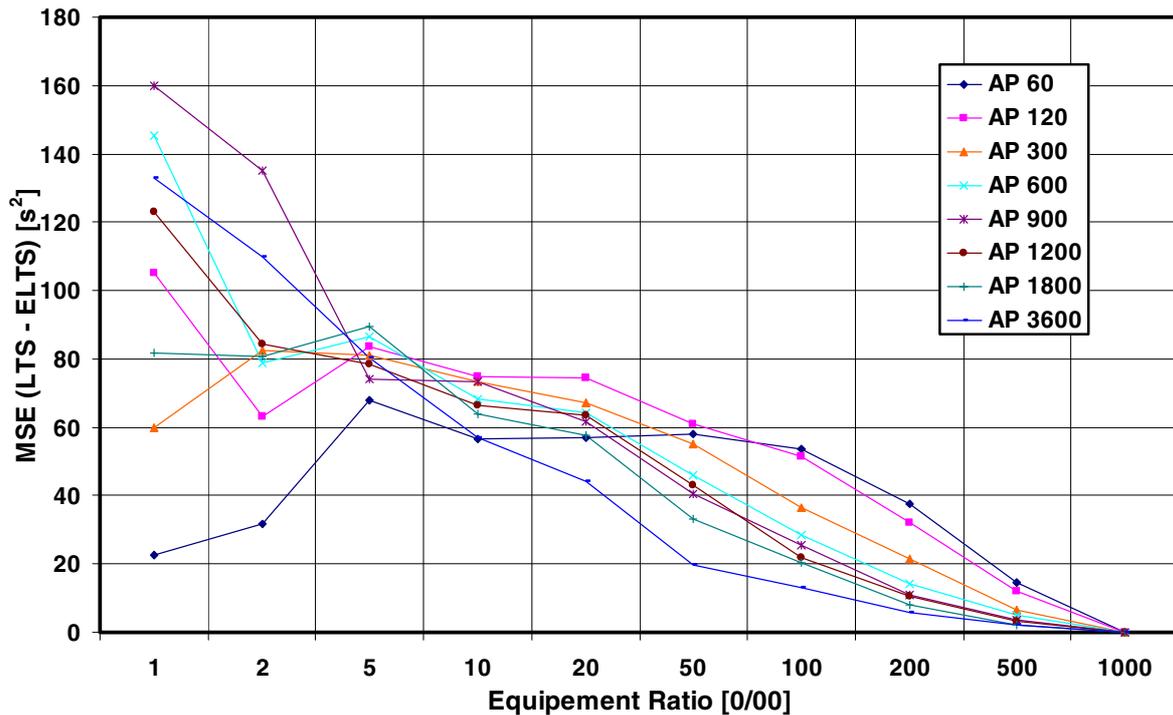


Figure 33 : Erreur quadratique d'estimation de l'écart type des temps de parcours d'arcs pour différents AP et une définition d'arcs *classical*.

Ce graphique présente des résultats très hétéroclites pour des ER inférieures à 1 voire 2 %. Ce phénomène s'explique aisément par le fait que le taux d'échantillons présentant plus de deux mesures (nombre minimum pour calculer un écart type) par rapport au nombre de populations respectant cette même condition est très faible, particulièrement si la période d'agrégation est courte. D'ailleurs, pour mieux se rendre compte de ce phénomène, les propositions d'arc-période à valeur d'écart type manquante pour les différents AP et ER sont proposées à la Figure 34. Par conséquent, les résultats pour des ER et AP faibles ne sont pas pertinents car ils pourraient être totalement différents pour une autre simulation ou tout simplement pour un autre tirage au sort de véhicule flottant. Ceux enregistrés pour des ER plus grands que 2% permettent cependant de tirer certains enseignements. On remarque notamment que les AP les plus grandes présentent les erreurs les plus faibles alors même que leurs populations de LT ont les valeurs absolues d'écart type les plus élevées (voir Figure 16).

La principale question soulevée par la Figure 34 est de se demander si, comme pour les moyennes, des méthodes de substitution adaptées aux écarts types existent. Pour commencer, il est évident que la notion de FLT (*Free Flow*) n'a pas d'équivalent pour le cas des écarts types. Il n'est en effet pas possible de déduire d'une vitesse standard et d'une longueur d'arc l'écart type des temps de parcours en condition de circulation fluide. D'ailleurs, c'est dans ces conditions que la différence entre les comportements des usagers est souvent la plus marquée, or cette différence influence plus l'écart type que la moyenne.

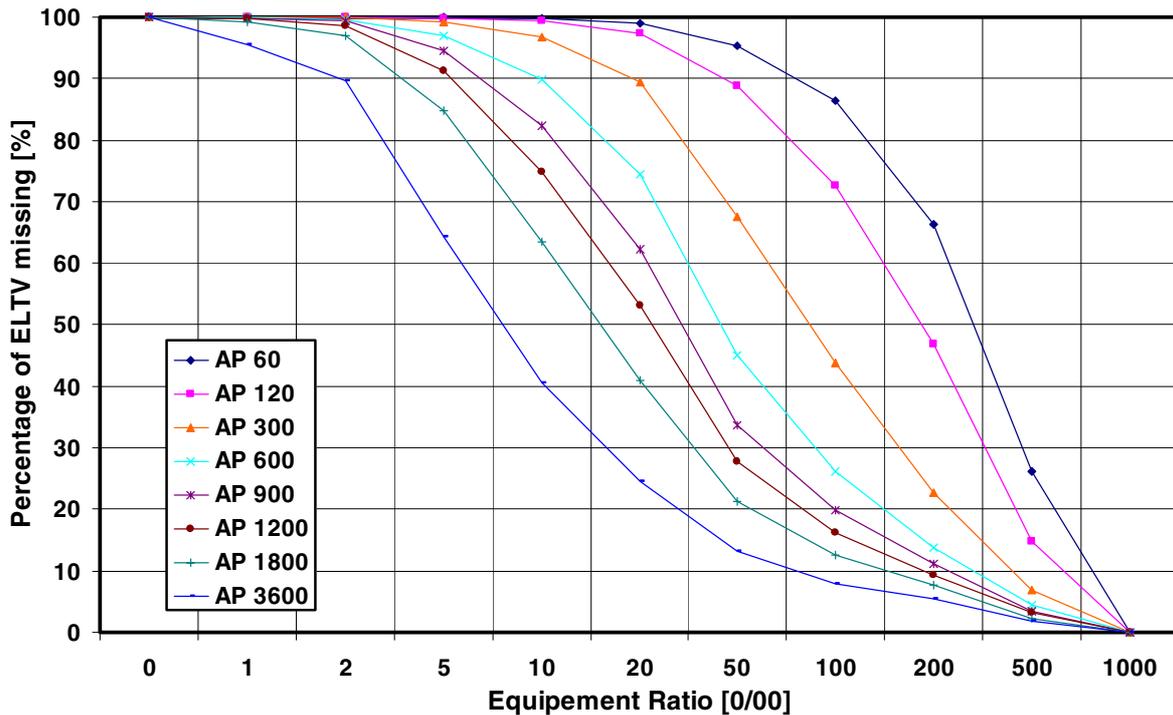


Figure 34 : Pourcentage d'arc-périodes ne présentant pas de valeurs d'ELTS (alors qu'existe un LTS) en fonction de l'AP et de l'ER

Une solution serait d'obtenir cette valeur en observant l'écart type du profil historique au période de trafic fluide. Cela amène de manière plus générale (pas uniquement en situation *free flow*) à utiliser la méthode de substitution par le profil historique d'une manière similaire au cas des moyennes. Sur la base d'un historique de vingt jours, une telle substitution permettrait en effet de réduire d'une manière importante le pourcentage de valeurs manquantes comme le montre clairement la Figure 35. En effet la comparaison de ce graphique avec celui de la Figure 34 permet de constater un net décalage des courbes vers des ER plus faibles.

Il n'en reste pas moins qu'une solution complémentaire devrait permettre de substituer les valeurs toujours manquantes. En se basant sur le travail réalisé au niveau des moyennes, la méthode prédictive semble une alternative évidente. En effet, l'évolution temporelle des écarts types peut être traitée, de manière similaire à celle des moyennes, comme une série chronologique. A titre d'exemple, la Figure 36 montre ces deux évolutions pour le cas particulier d'un arc du réseau de Lausanne. Il serait toutefois erroné, comme pourrait le laisser penser cette figure, de croire que ces deux paramètres suivent systématiquement une évolution similaire au cours du temps.

Une analyse paramétrique similaire à celle du § 4.3.13 pourrait être également réalisée pour l'estimation des écarts types. Toutefois, il est important de soulever deux différences majeures. Tout d'abord, des indicateurs tels qu'AIPE ou AILE n'ont pas d'équivalent pour les écarts types. Ensuite, pour calculer l'erreur au niveau de l'itinéraire (ce qui serait tout aussi pertinent pour les écarts types), il faut savoir que si l'on peut sommer les moyennes de variables aléatoires, il n'en est pas de même pour leurs écarts types. En effet, la variance d'une somme de variables aléatoires n'est égale à la somme des variances que si les variables sont indépendantes entre

elles. Cette condition n'est évidemment pas respectée pour les réseaux routiers, qui plus est en milieu urbain. Cet aspect sera abordé au § 5.2.3.2.

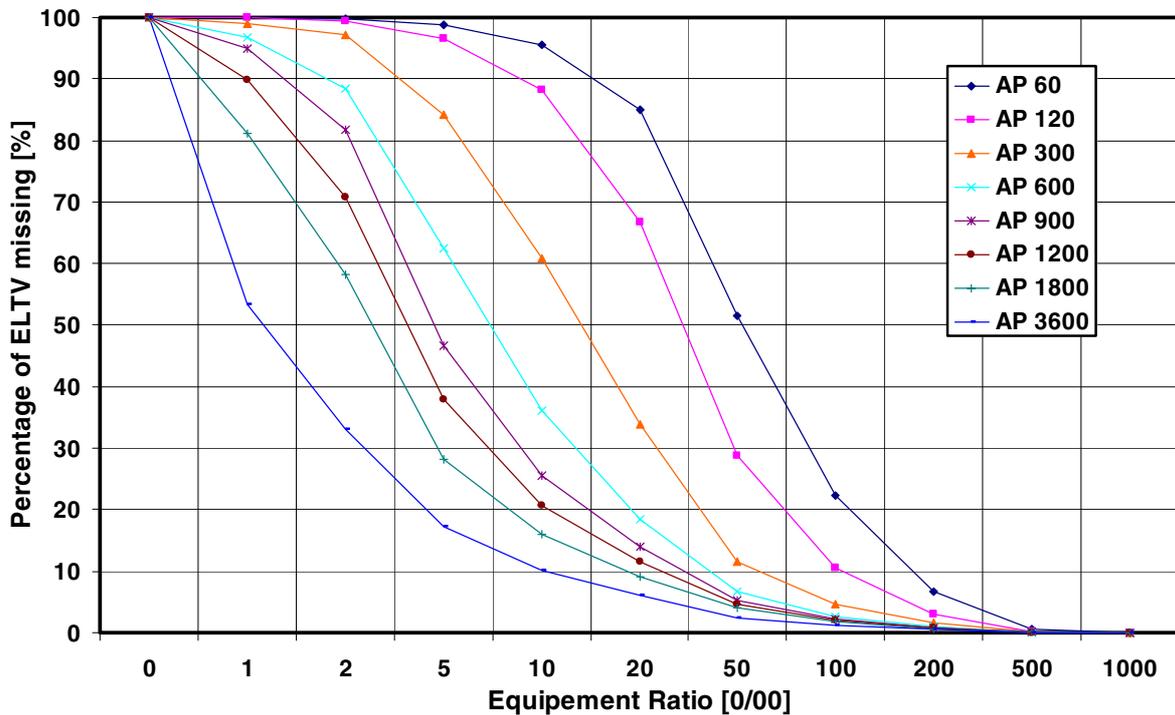


Figure 35 : Pourcentage d'arc-périodes ne présentant pas de valeurs d'ELTS (alors qu'existe un LTS) en fonction de l'AP et de l'ER après substitution par les valeurs du profil historique

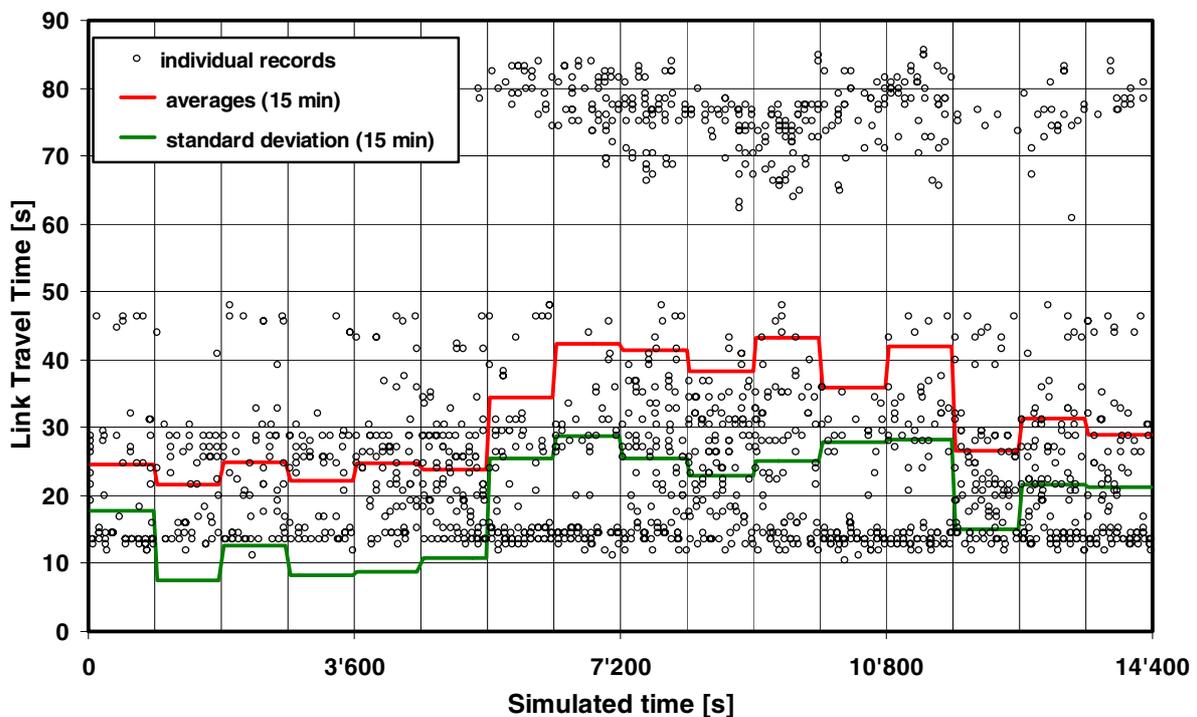


Figure 36 : Evolution temporelle de l'écart type (vert) et de la moyenne (rouge) de la population de LT d'un arc du réseau de Lausanne (agrégation à 15 minutes).

4.5 Prédiction des temps de parcours

4.5.1 Etat des connaissances

La majorité des études décrites au chapitre 3 n'utilisent pas de modèle de prédiction des temps de parcours dans leur approche. Seuls quelques développements s'appuyant sur des bases de données historiques ont été proposés. Il existe toutefois une riche littérature sur ce sujet. Shbaklo et al. [79] proposent d'ailleurs une revue détaillée des techniques possibles et les classent en quatre catégories: les profils historiques, les modèles statistiques, les analyses heuristiques et la simulation. Chu et al. [22] ont eux montré que les méthodes les plus couramment utilisées sont basées sur les:

- régressions non paramétriques
- séries temporelles
- reconnaissance de profils historique
- réseaux neuronaux
- filtres de Kalman
- simulation (Dynamic Traffic Assignment)

Dans leur étude, ils passent en revue ces différentes méthodes, montrant leurs avantages et leurs inconvénients, et déduisent que le choix de la méthode adéquate est dépendant du nombre et de la qualité des données disponibles ainsi que du type de service développé. En définitive, ils proposent une méthode permettant de passer automatiquement d'une technique à l'autre selon une liste de critères. Néanmoins, sa complexité semble rendre son utilisation difficile.

Si peu de travaux ont été proposés sur les régressions paramétriques [24], la méthode des séries temporelles - et particulièrement sa variante ARIMA - a fait l'objet de nombreuses études [32, 62, 63, 70]. Elles mettent en évidence des résultats en général satisfaisants, certaines relevant toutefois un décalage récurrent dans le temps entre les valeurs prédites et réelles. Les techniques basées sur reconnaissance de profil historique [79] ne semblent pas suffisamment précises dans les cas d'incident non récurrent. Les réseaux de neurones [26, 47, 65, 66, 71, 86] et les filtres de Kalman [64, 91] offrent par contre l'avantage de pouvoir utiliser une large variété de variables en input.

Les approches basées sur la simulation implique la création d'un modèle du réseau traité ce qui peut représenter une limitation en soi. Toutefois, elles permettent des prédictions plus pertinentes. R. Hall [38] et L. Engelson [30] ont par exemple mis en évidence l'utilité de prendre en compte l'impact des informations fournies par les ATIS sur l'évolution du trafic et, par conséquent, sur sa prédiction. Ce principe a été concrètement mis en application dans le cadre du développement de DYNAMIT par notamment Ben-Akiva et Bierlaire. DYNAMIT [12] est un système - basé sur un outil de simulation mésoscopique - prévu pour travailler en temps réel. Il évalue l'état du trafic actuel, prédit son évolution et fournit des informations consistantes et non biaisées aux usagers. Le principe de la *prévision anticipative* consiste, sur la base

d'une première prévision de l'état du trafic, à déduire une série d'informations à transmettre aux usagers. Leurs réactions à ces informations sont ensuite simulées induisant un nouvel état du trafic. Celui-ci est généralement différent de celui prédit. Il s'en suit un processus itératif qui cherche à obtenir une convergence entre l'état prédit et l'état simulé après information des usagers (fixed point problem).

4.5.2 Définition des besoins

La prédiction des temps de parcours est un élément nécessaire au bon fonctionnement du SNA. Le but de ce § 4.5 est donc de choisir une méthode de prédiction appropriée à une utilisation dans le cadre de son développement. Les temps de parcours ainsi prédits sont principalement utilisés pour l'amélioration des techniques d'estimation de temps de parcours (§ 4.3) mais également pour l'éventuel développement d'un TDSPA (Time Dependent Shortest Path Algorithm, § 5.2.3.1)

4.5.3 Choix de la méthode

Si l'auteur a proposé une série d'innovations dans le domaine de l'estimation des temps de parcours, en revanche celui de la prédiction n'est ici considéré que comme un outil sans qu'aucun travail de développement n'y soit rattaché. Il s'agit donc de choisir la méthode la plus adéquate parmi les nombreuses proposées dans la littérature et de l'adapter au cas particulier du modèle de la ville de Lausanne.

Afin d'effectuer cette sélection il est nécessaire de définir les inputs à disposition et les outputs souhaités. Du côté des inputs, la méthode devra évidemment reposer sur les mesures présentes et passées des temps de parcours d'arcs. Comme ces valeurs proviennent d'une méthode d'acquisition par FCD, il est plus juste de parler de valeurs estimées. Il est important de rappeler ici que les temps de parcours qui seront utilisés par la méthode seront entachés d'une certaine erreur d'estimation, ce qui influencera évidemment la qualité de la prédiction. De plus, ces valeurs peuvent avoir été estimées par le biais de processus différents (ELT_f , méthode combinée ou méthode de substitution) donnant ainsi lieu à des séries chronologiques au comportement non « naturel » à l'inverse d'une série de valeurs uniquement mesurées. A ces valeurs du jour peuvent s'ajouter, si besoin est, celles du profil historique. La comparaison d'une méthode avec ou sans l'usage de ces valeurs devra permettre de juger de l'utilité de leur intégration.

Du point de vue des outputs, l'élément essentiel est le choix du nombre de périodes futures pour lesquelles une prédiction doit être réalisée. Idéalement, ce nombre devrait être obtenu en divisant la durée du temps de parcours le plus long observé sur le réseau de Lausanne divisé par la durée de la période de recalcul (ou d'agrégation). Toutefois, dans cette étude, la durée de cette période est variable. L'auteur a donc choisi arbitrairement de se limiter à trois périodes futures.

Sur la base des enseignements du § 4.5.1 et des spécificités de l'étude, il semble raisonnable d'écarter les méthodes séries chronologiques du type ARIMA (Auto Regression Integrated Moving Average) ou SARIMA (Seasonal ARIMA). En effet, outre les limitations théoriques, ce genre de modèles risque de ne pas se comporter de manière satisfaisante face à des séries non « naturelles » telles que celles calculées par le processus d'estimation par FCD. Ensuite, elles ne sont pas prévues pour fournir plus d'une valeur dans le futur. Enfin, elles ne permettent pas d'introduire de paramètres décrivant la spécificité des arcs (longueur, type, etc.).

Cela implique que de tels modèles devraient être calibrés pour chaque arc du réseau (ou du moins pour chaque type) ce qui représente une somme de travail importante.

Les méthodes de reconnaissance de profils (pattern recognition) semblent mettre trop de poids sur la connaissance des profils historiques. Mais ce qui empêche l'application de cette méthode dans le cas présent est avant tout une limitation technique. En effet, pour obtenir de bons résultats, cette méthode doit disposer d'une base de données contenant de nombreux profils de temps de parcours. Cela impliquerait de devoir réaliser plusieurs centaines de runs de simulation ce qui, vu la taille du modèle utilisé, prendrait beaucoup trop de temps.

Encourager par les nombreux travaux comparatifs et applications pratiques proposés dans la littérature, l'auteur a finalement porté son choix sur les réseaux de neurones. Il présente en effet deux avantages majeurs. D'abord, il permet la prédiction de temps de parcours pour plusieurs périodes de temps dans le futur. Ensuite, sa capacité d'intégrer des inputs de types totalement différents (des temps, des longueurs, des heures, des catégories, des booléens, etc.) offre la possibilité d'intégrer dans un seul et même modèle les paramètres décrivant la spécificité de chaque arc. Ainsi, un seul modèle peut être utilisé pour tout le réseau. Une des limitations de la méthode des réseaux de neurones reste son processus d'apprentissage nécessitant de nombreuses séries d'inputs. Dans cette étude, plusieurs millions de séries sont disponibles ce qui s'avère largement suffisant.

4.5.4 Brève introduction sur les réseaux de neurones

Ce paragraphe se propose de présenter une brève introduction à la méthode des réseaux de neurones. Elle se base sur une série d'ouvrages ([10], [39], [28] et [83]) auxquels le lecteur pourra se référer s'il désire de plus amples informations.

La méthode des réseaux de neurones est un outil d'approximation non linéaire par apprentissage inspiré de l'analogie avec les systèmes nerveux vivants. Il se compose d'un vecteur d'entrées (les inputs), d'une ou plusieurs couches de neurones et d'un vecteur de sorties (les outputs). Chaque neurone est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée et à valeurs bornées. Cette fonction, appelée fonction d'activation, s'applique à une combinaison des entrées du neurones $\{x_i\}$ pondérées par les paramètres $\{w_i\}$. Cette combinaison, appelée potentiel, s'écrit le plus fréquemment sous cette forme :

$$v = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \quad \text{Equ. 22}$$

où w_0 est un terme constant ou biais.

La fonction d'activation, quant à elle, est généralement de type « sigmoïde » (c'est-à-dire une fonction en forme de « s ») symétrique par rapport à l'origine, telle que la tangente hyperbolique ou la fonction arctangente. Ainsi, la sortie d'un neurone est habituellement :

$$y = \text{th} \left[w_0 + \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \right] \quad \text{Equ. 23}$$

Il existe de multiples autres possibilités qui ne seront cependant pas décrites ici.

Par conséquent, on peut dire qu'un réseau de neurones réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun de ces neurones.

L'architecture de réseaux la plus courante (et généralement utilisée dans le domaine du trafic) est le Multi Layer Perceptron (MLP). La Figure 37 présente sa forme générique. Un tel réseau peut être composé d'un ou de plusieurs couches de neurones (appelées couches cachées) entre le vecteur d'inputs et la couche de neurones de sortie. Ces derniers utilisent généralement une fonction d'activation linéaire du type $f(x)=x$ pour éviter que la valeur des inputs soit bornée entre -1 et 1.

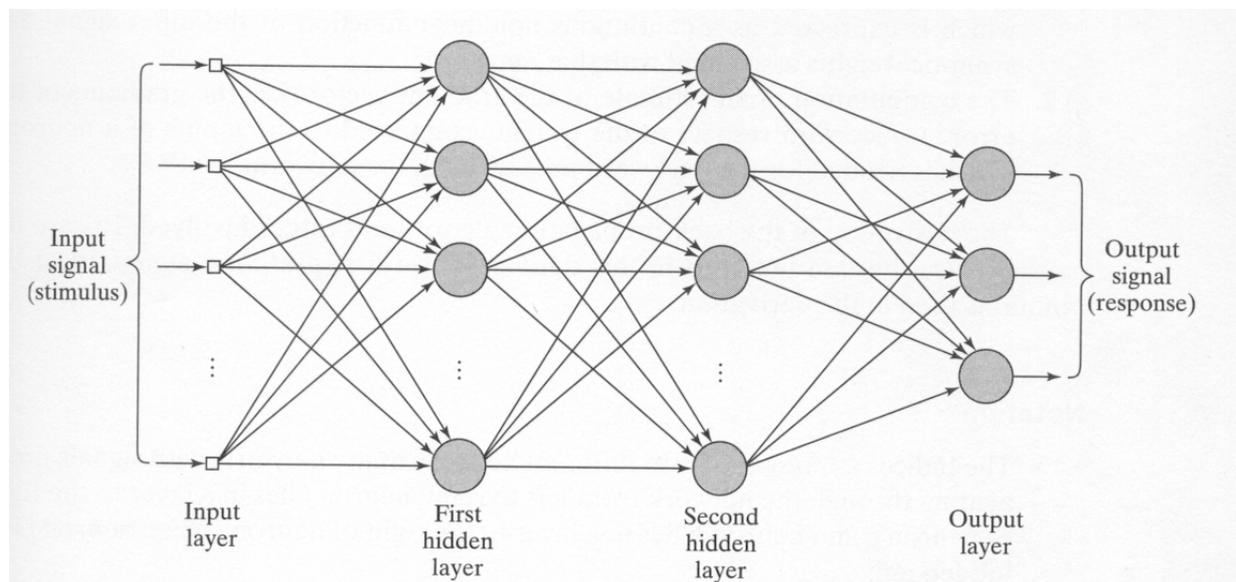


Figure 37 : Architecture générique d'un réseau de neurones de type MLP (Multi Layer Perceptron)

Dans le cas particulier d'un réseau à une couche cachée de N neurones, à n inputs et à un seul output (donc un neurone de sortie), la sortie du réseau aura donc pour expression :

$$g(x, w) = \sum_{i=1}^N \left[w_{N,i} \cdot \text{th} \left(w_{j,0} + \sum_{j=1}^n w_{i,j} \cdot x_j \right) \right] + w_{N,0} \quad \text{Equ. 24}$$

L'apprentissage (supervisé) d'un réseau de neurones consiste à changer, suivant un processus itératif, la valeur des poids w du réseau de manière à minimiser la mesure de performance (ou fonction de coût¹). A chaque itération, une série de vecteurs d'inputs est présentée au réseau ainsi que la ou les valeurs ciblées

¹ A ne pas confondre avec celle des arcs du réseau routier (affectation de trafic)

correspondantes, les valeurs que l'on souhaiterait obtenir. Une comparaison est alors faite entre les sorties du réseau et les valeurs cibles. La mesure la plus fréquemment utilisée est la MSE (Mean Square Error).

A chaque itération, les poids w du réseau sont modifiés grâce à la minimisation de la fonction de coût par la méthode du gradient simple. Les gradients sont calculés en partant du (des) neurone(s) de sortie puis en remontant vers la première couche de neurones cachés. C'est pourquoi on parle d'apprentissage par rétro-propagation (Back propagation) basé sur la méthode du gradient. Les équations permettant le calcul de ces gradients ne sont pas développées ici mais sont disponibles dans les ouvrages cités précédemment.

L'apprentissage est considéré comme terminé lorsqu'une série de conditions décrivant la stabilisation de la fonction de coût vers une valeur minimale est atteinte.

4.5.5 Apprentissage et validation des réseaux de neurones

Dans le cadre particulier de cette étude, quatre réseaux de neurones différents sont élaborés, entraînés et validés. Deux d'entre eux ne comportent qu'une seule sortie (prédiction de la période $\tau+1$) alors que les deux autres proposent trois sorties ($\tau+1$, $\tau+2$ et $\tau+3$). Les premiers ont été expressément développés pour être utilisés dans le cadre de l'estimation des temps de parcours. La différence entre les réseaux offrant le même nombre d'outputs est l'utilisation ou non de valeurs provenant du profil historique.

L'architecture des réseaux (nombre de couches cachées et nombre de neurones par couches) aurait du faire l'objet d'une analyse paramétrique pour déterminer la combinaison offrant les meilleures performances. Toutefois, suite à la lecture de nombreux travaux d'application de réseau de neurones (voir 4.5.1), l'auteur a constaté une certaine répétitivité dans les recommandations formulées par leurs auteurs et les a donc appliquées. Ainsi, l'expérience montre que l'utilisation de plus d'une couche de neurones cachés amène que peu d'améliorations comparé à l'augmentation de la complexité du problème et surtout du temps de calcul. Quant aux nombres de neurones à utiliser pour la couche cachée, l'idéal serait qu'il soit identique au nombre des inputs.

Tableau 6 : Caractéristiques des réseaux de neurones utilisés

	Inputs	Couche cachées	Neurones par couche	Outputs	Historique
NN-1	10	1	10	1	Non
NNH-1	13	1	13	1	Oui
NN-3	10	1	10	3	Non
NNH-3	13	1	13	3	Oui

Comme indiqué précédemment, les principaux paramètres d'entrées de ce processus de prédiction de temps de parcours d'arc sont les mesures présentes et passées de ce temps de parcours. Une fois encore la littérature montre que la prise

en compte de deux à trois mesures passées en complément à celle de la période en question semble être le meilleur choix. Une brève analyse comparative a rapidement montré qu'une combinaison de trois valeurs (ELT_{τ} , $ELT_{\tau-1}$ et $ELT_{\tau-2}$) présentait les meilleures performances. En effet, le passage à quatre n'apporte pas d'amélioration substantielle tout en ralentissant le processus de calcul. A l'inverse, deux seules valeurs offrent des résultats nettement moins bons. Pour les réseaux prenant en compte le profil historique, les valeurs $EHLT_{\tau}$, $EHLT_{\tau-1}$ et $EHLT_{\tau-2}$ sont rajoutées au vecteur des inputs.

Ce dernier est également constitué d'une série de paramètres décrivant les spécificités des arcs auxquels s'appliquera le modèle. Il s'agit de :

- longueur de l'arc
- type de route (autoroute, avenue, rue,...)
- type d'intersection (feux, stop, céder le passage, prioritaire)

Etant donné que l'évolution des temps de parcours d'un arc est fortement dépendante de l'heure de la journée, il est important de fournir au réseau de neurones cette information. Ainsi, l'index de la période de temps considérée fait également partie des inputs. Ensuite, comme la présente étude réalise une analyse paramétrique dont la définition d'arcs et la période d'agrégation sont des variables, ces deux valeurs doivent également faire partie des entrées du système. L'apprentissage différencié des réseaux de neurones pour chaque pair AP/définition d'arcs aurait évidemment fourni des performances plus pointues, mais ne respecterait pas l'idée de disposer d'une méthode générique adaptée à tous les cas. Finalement, le taux d'équipement joue un rôle évidemment clé dans ce processus car il offre une certaine information sur la fiabilité des valeurs d'estimation utilisées. Son intégration au vecteur des inputs est particulièrement bénéfique lorsque les valeurs du jour sont complétées par celles du profil historique. En résumé, et comme l'indique le Tableau 6, la taille du vecteur d'inputs est de 13 dans le cas avec profil historique et de 10 sans profil.

Le processus de sélection des lots d'observations (une observation comprenant le vecteur d'inputs et le ou les valeur(s) cible correspondant(s)) a été décomposée en deux étapes. Dans un premier temps, un container unique d'observations a été créé au cours du travail d'analyse paramétrique d'estimation de temps de parcours. En effet, une routine supplémentaire du module de traitement et statistique (voir annexe 9.4), ajoute une nouvelle observation dans le container à chaque fois qu'une combinaison de valeurs $ELT_{f,\tau}$, $ELT_{f,\tau-1}$ et $ELT_{f,\tau-2}$, ($EHLT_{\tau}$, $EHLT_{\tau-1}$ et $EHLT_{\tau-2}$), $ALT_{\tau+1}$, ($ALT_{\tau+2}$ et $ALT_{\tau+3}$), toutes non nulles, est disponible. Il est important de signaler que seules les valeurs d' ELT_f sont utilisées, soit avant toute opération de substitution. L'analyse paramétrique passant en revue toutes les combinaisons possibles d'AP / ER / définition d'arcs (soit $4 \times 8 \times 11 = 352$ combinaisons), le container contient finalement plus d'un million d'observations. L'utilisation de toutes ces observations pour les processus d'apprentissage et de validation s'avère techniquement difficile vu le temps de calcul considérable que cela entraînerait. Dans un second temps donc, 16 lots (4 par réseau) de 15'000 valeurs sont extraits du container principal. Etant donné que le nombre d'observations stockées est d'autant plus grand que la période d'agrégation est petite et que le taux d'équipement est grand, un tirage au sort pondéré a été réalisé afin d'obtenir des lots

dans lesquels les 352 combinaisons sont représentées de manière équitable. Sans cette opération les réseaux de neurones n'auraient pas fourni de performances homogènes.

L'apprentissage et la validation de ces quatre réseaux ont été réalisés à l'aide du logiciel commercial MATLAB. Suite à une lecture attentive de la documentation fournie avec le module « Neural Networks » du logiciel, l'auteur a évalué différentes alternatives aux méthodes traditionnelles du gradient proposées pour l'optimisation de la fonction de coût (MSE). Parmi elles, la méthode de type quasi-newtonienne dénommée Levenberg-Marquardt s'est avérée fournir une convergence beaucoup plus rapide et systématique. Pour de plus amples informations concernant cette méthode, le lecteur se référera à cette documentation. Une opération de prétraitement des valeurs d'input a également été appliquée permettant une substantielle baisse des valeurs de la fonction de coût. Cette opération consiste à appliquer un facteur d'échelle spécifique à chaque paramètre afin que la gamme des valeurs soit toujours comprise entre -1 et 1. Une telle approche évite que des paramètres dont les valeurs sont beaucoup plus grandes que les autres ne viennent biaiser le modèle.

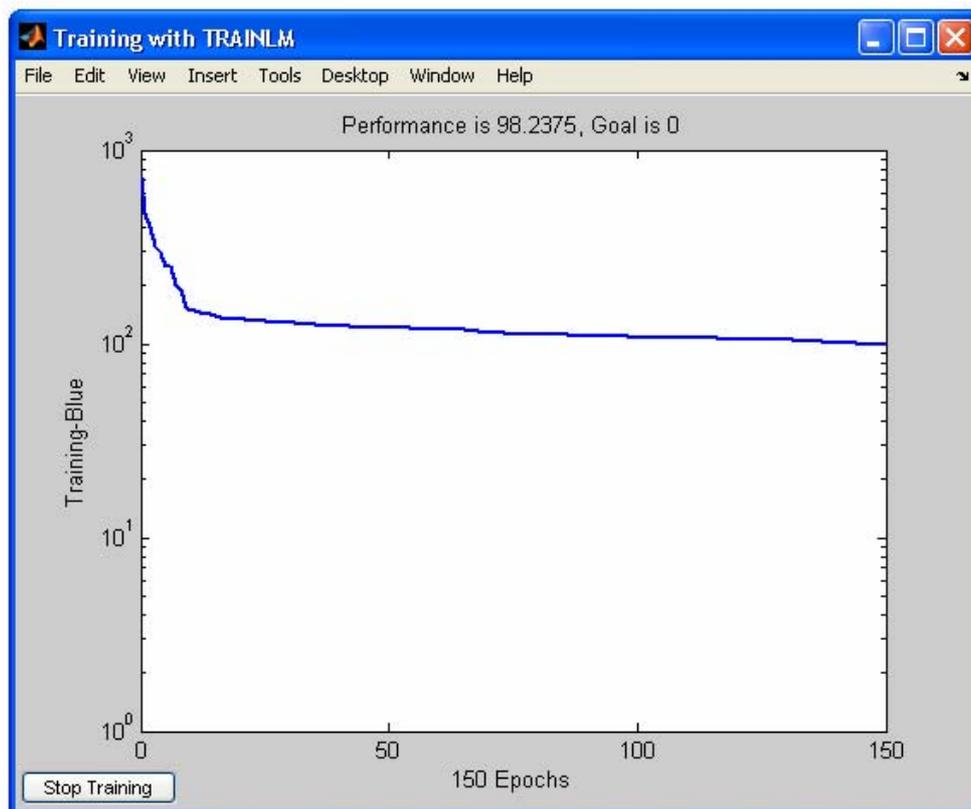


Figure 38: Processus d'apprentissage du réseau de neurones à l'aide du logiciel MATLAB

La Figure 38 présente un exemple de convergence de la fonction de coûts. En général, le processus itératif s'arrête après 150 à 200 itérations, évitant ainsi le phénomène de surapprentissage. Ce dernier se caractérise par un modèle offrant de très bonnes performances pour un lot particulier mais s'avérant nettement moins bon lorsque d'autres lots lui sont proposés. Cette dernière opération s'appelle la validation. Elle consiste à calculer la valeur de la fonction de coût en présentant d'autres lots d'observation en entrée du réseau, une fois les poids du réseau déterminés par le processus d'apprentissage. S'il paraît normal que cette valeur soit

plus grande que celle correspondante au lot d'apprentissage, elle doit cependant en rester proche pour que le modèle soit jugé comme bon. Dans cette étude, l'apprentissage des réseaux est toujours accompagné d'une validation par l'intermédiaire de trois autres lots d'observations.

Tableau 7 : Valeurs de la fonction de coût (MSE) de chaque réseau de neurones pour le lot d'apprentissage et ceux de validation

	Apprentissage		Validation 1	Validation 2	Validation 3
	MSE	R ²	MSE	MSE	MSE
NN-1	62	0.85	72	69	74
NNH-1	47	0.89	53	55	56
NN-3	83	0.82 / 0.82 / 0.80	97	91	93
NNH-3	72	0.85 / 0.85 / 0.82	81	77	80

Les valeurs de MSE ainsi obtenues pour les quatre réseaux sont regroupées au Tableau 7. Pour la phase d'apprentissage, le coefficient de détermination R² a également été calculé pour mieux juger du niveau de corrélation entre les sorties des réseaux et les valeurs ciblées. Ces résultats permettent tout d'abord de confirmer l'apport positif des valeurs du profil historique dans le vecteur d'inputs, que ce soit pour la prédiction d'une ou de trois périodes futures. Ils montrent également que le niveau de détermination de la première période future est sensiblement meilleur (0.85 contre 0.82 et 0.89 contre 0.85) lorsque les réseaux (NN-1 et NNH-1) se fixent comme seul objectif l'approximation de cette valeur. Dans les cas où trois valeurs sont prédites, on constate que les deux premières le sont avec un coefficient de détermination identique, seule la troisième présentant des performances inférieures.

Une étude de sensibilité aurait été souhaitable pour analyser plus en détails l'influence de chacun des paramètres d'inputs pour, le cas échéant, supprimer ceux n'en n'ayant qu'une influence limitée. Un essai d'apprentissage en n'utilisant que les valeurs de séries chronologiques (ELT et EHLT) a été réalisé pour les réseaux NN-1 et NNH-1. Les valeurs de MSE ainsi obtenue (respectivement 98 et 73) ont cependant permis de mettre en évidence l'apport de l'utilisation des autres paramètres sans toutefois arriver à les différencier entre eux.

Concernant la phase de validation, les résultats des trois lots utilisés présentent une bonne homogénéité démontrant par là même que ces réseaux sont applicables de manière globale. Les différences raisonnables entre les MSE des lots de validation et celles des lots d'apprentissage garantissent qu'aucun surapprentissage n'a eu lieu et que les réseaux n'ont pas un comportement trop spécifique au lot d'apprentissage.

Si les performances des réseaux de neurones (en observant les valeurs de R²) peuvent sembler modestes, il est important de rappeler ici qu'il s'agit des méthodes totalement génériques s'adaptant à toute combinaison d'AP, ER et définition d'arcs. Si une telle méthode venait à être utilisée pour une application pratique il serait

évidemment recommandé de développer un réseau par combinaison afin d'en améliorer les performances.

Avant de clore ce paragraphe, l'auteur aimerait également souligner que les observations utilisées pour l'apprentissage et la validation de ces réseaux ont été sélectionnées de manière à ce qu'elles ne présentent que des valeurs d' ELT_f non nulles. Cela veut dire qu'aucun ELT obtenu suite à l'application d'une méthode de substitution n'est utilisé ce qui aurait pourtant amélioré la pertinence des modèles. Il faut rappeler que les méthodes de substitution les plus intéressantes se basent justement sur les valeurs de prédiction. Pour faire face à cette situation, l'approche la plus rigoureuse aurait été de travailler à l'aide d'un réseau de neurones bouclé pour lequel les outputs seraient partiellement repris comme input. L'incorporation d'un facteur temps (delays) aurait alors été nécessaire pour réaliser l'apprentissage d'un tel réseau. Une telle approche pourrait faire l'objet d'un approfondissement dans le cadre d'un travail de recherche complémentaire.

4.6 Synthèse et choix

Ce chapitre a premièrement mis en évidence que derrière la notion habituellement utilisée de temps de parcours moyen un phénomène plus complexe est en réalité à traiter et que seule une vision totalement désagrégée permet de cerner. Ainsi ont été mises en évidence les particularités des temps de parcours d'arcs de réseau urbains dont la population des mesures individuelles présente généralement une variabilité plus importante due à une certaine discontinuité des flux.

Deuxièmement, l'estimation des temps de parcours d'arc par la technique des véhicules flottants a ensuite été présentée. Dans un premier temps, une approche déterministe a été suivie en utilisant comme seule valeur la moyenne. Une analyse détaillée de certains paramètres (période d'agrégation, définition d'arc, taux d'équipement, méthodes de substitution, etc.) de cette technique FCD a permis de montrer leur influence sur les performances d'estimation. Cette dernière s'est avérée être étroitement liée à la variabilité de la population des mesures individuelles. Pour évaluer cette performance, différents indicateurs ont été présentés, l'AIPE (Average Individual Path Error) ayant été retenu comme le plus pertinent.

Ces paramètres n'influençant pas de manière indépendante les performances d'estimation, une étude multiparamétrique a été menée. Elle avait comme objectif principal de déterminer, pour chacune des valeurs de taux d'équipement traitées, quelle combinaison de paramètres permettait d'atteindre les meilleures performances. Si cette étude a montré qu'une combinaison différente devait être appliquée pour chaque cas, elle a également mis en évidence la faible différence qu'il pouvait y avoir en choisissant des valeurs de paramètre voisines à celles de la combinaison optimale. Elle a également mis en évidence que la moitié du potentiel de réduction d'erreur d'estimation, soit entre le cas sans véhicules équipés (purement statique) et celui où tous le sont, est atteint avec seulement un véhicule flottant pour mile. Un tel résultat a été obtenu pour le cas d'un jour ordinaire où la bonne estimation d'un profil historique joue un rôle clé. Il faut toutefois noter que les performances dans le cas d'un jour avec incident ne sont pas pour autant beaucoup moins bonnes.

Dans un deuxième temps, une approche probabiliste où le temps de parcours d'arc est représenté par une variable aléatoire a été présentée. Les difficultés à déterminer la forme et les paramètres de la distribution de probabilité par la technique des véhicules flottants ont été mis en évidence. Une solution se proposant de n'estimer que l'écart type de ces distributions a été alors présentée. Si certains parallèles entre l'estimation des moyennes et des écarts types ont pu être utilisés, certaines particularités propres aux écarts types rendent la tâche plus compliquée. Parmi elles le fait que la variance du temps de parcours d'un itinéraire n'est pas forcément celle de la somme des variances des arcs qui le composent.

Finalement, ce chapitre a abordé la problématique de la prédiction de temps de parcours. Si la disponibilité de telles valeurs s'avère utile pour l'estimation des temps de parcours (méthodes de substitution), elle se justifie également - dans l'architecture du SNA - par l'utilisation possible de ces valeurs dans un TDSPA (Time Dependent Shortest Path Algorithm). Parmi les nombreux outils que propose la littérature pour la prédiction de temps de parcours, celle des réseaux de neurones a été retenue. Entre les raisons justifiant ce choix, la possibilité d'utiliser aisément des valeurs autres que celles des séries chronologiques a été prédominante. Cet aspect des réseaux de neurones a permis de calibrer et de n'utiliser qu'un seul modèle pour traiter tous les scénarii. La disponibilité de grandes quantités de données pour son apprentissage a également facilité ce choix. La validation des différents réseaux proposés a montré une qualité de prédiction satisfaisante au regard de la généralité du modèle. Dans l'optique d'une application pratique, des apprentissages plus ciblés sont recommandés.

5. Affectation du trafic

5.1 Contenu et démarche

Ce chapitre traite de l'affectation des véhicules sur le réseau. Pour ce faire, deux cas doivent être considérés:

- l'affectation des véhicules équipés du SNA
- l'affectation des véhicules non guidés

Dans le premier cas, l'hypothèse selon laquelle les utilisateurs suivent les itinéraires fournis par le SNA est admise. Il s'agit alors de déterminer la manière dont ces itinéraires doivent être calculés par le SNA.

Comme expliqué en introduction, cette étude n'a pas la prétention d'apporter de réelles contributions dans ce domaine. De ce fait, un outil de calcul d'itinéraire simple sera appliqué. Des suggestions portant sur les améliorations potentielles des performances du SNA par le choix d'un outil adéquat de calcul d'itinéraires seront proposées.

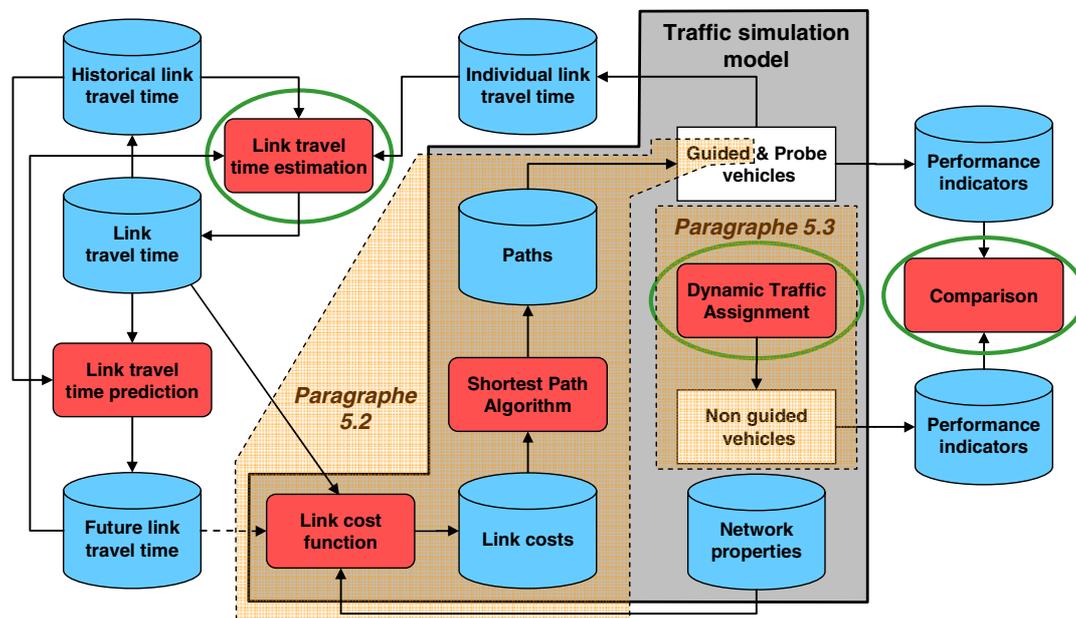


Figure 39 : Partie de la démarche d'évaluation du SNA traitée dans le chapitre 5

Pour l'affectation des véhicules non guidés, l'approche est différente. Il s'agit dans ce cas de modéliser la manière dont les usagers choisissent leur itinéraire de manière à reconstituer les flux de trafic observés dans la réalité. En vue d'une comparaison entre les performances des véhicules équipés et non équipés (chapitre 6), un modèle d'affectation suffisamment réaliste pour permettre de tirer des enseignements pertinents doit être choisi.

Pour ce faire, une revue des modèles d'affectations de trafic existant dans la littérature est tout d'abord réalisée. Elle est suivie d'une description des modèles proposés par défaut par le microsimulateur AIMSUN. Les limites propres à ces différents modèles sont ainsi établies. Une variante de modèle d'affectation dynamique prédictive est alors proposée et son application à AIMSUN décrite. Ce modèle repose sur une connaissance variable des usagers du profil historique et de la topologie du réseau.

5.2 Calcul d'itinéraire pour les véhicules équipés du SNA

Cette partie du chapitre aborde le thème du calcul d'itinéraires des véhicules équipés du SNA. Ce calcul d'itinéraire se décompose en deux phases. Dans un premier temps, les coûts des arcs sont déterminés en utilisant la fonction de coût (Cost function, abrégé CF). Dans un second temps, un algorithme de calcul de chemin le plus court (Shortest Path Algorithm, abrégé SPA) est appliqué. Le SPA détermine, pour une paire de points donnés, l'itinéraire de coût minimum les reliant.

5.2.1 La fonction de coût

Le choix d'une fonction de coût adéquate pour le SNA et, d'un point de vue plus général, pour tout ATIS proposant des itinéraires aux usagers est délicat. En effet, par le choix de cette fonction on cherche à définir quel(s) paramètre(s) ou combinaison de paramètres l'utilisateur cherche à optimiser lors de ses trajets. Une telle notion fait donc forcément entrer en ligne de compte une série d'éléments subjectifs, variables d'un usager à l'autre.

Evidemment, le temps de parcours représente un paramètre fondamental de cette fonction. D'ailleurs, dans la plupart des études - dont celles décrites au chapitre 3 - seul ce paramètre est pris en compte. Un certain nombre de recherches ont toutefois montré qu'aux yeux des usagers, le meilleur itinéraire était celui répondant à une combinaison complexe d'objectifs tels que - outre la minimisation des temps de parcours - la minimisation de la distance parcourue, du nombre de carrefours à feux à traverser et du nombre de mouvements tournants (turnnings). Il s'agit notamment des travaux de T. Garling [34], R. Golledge [35], R.W. Antoinisse [4] et de P. Bovy [13].

Sur la base de ce constat, J. L. Adler et al. [3] ont proposé dans le cadre de leur étude, décrite au chapitre 3, un choix d'itinéraire à double objectif. Le paramètre à minimiser, appelé "trip quality", est une combinaison linéaire du temps de parcours total et de la complexité de l'itinéraire. Cette complexité regroupe toute une série de paramètres ayant un lien direct avec le confort et la sécurité de l'utilisateur dont notamment : le nombre de mouvements tournants, de changements de route, de changements de voie et la complexité des carrefours à traverser.

Les auteurs de l'étude TravTek [57] ont également proposé la prise en compte d'un objectif supplémentaire, le respect de la politique des transports d'une localité et de son environnement social. Très peu d'études ont suivi cette recommandation, la raison principale étant la difficulté de "chiffrer" une politique des transports pour l'inclure dans une fonction de coût.

Dans le cadre de cette étude, la fonction de coût choisie ne se limite pas aux seuls temps de parcours. La prise en compte d'un certain niveau de confort s'obtient par une pénalisation appropriée des routes de faible niveau hiérarchique, ces dernières offrant généralement des conditions de trafic moins agréables (nombreux carrefours, parkings sur la voie, piétons,...). Cette pénalisation est choisie comme identique à celle appliquée pour les usagers experts comme l'explique le § 5.3.6.1.

5.2.2 *Le SPA*

Afin de se concentrer sur les autres parties de l'étude, le choix d'un SPA doit porter sur un outil ne demandant pas de développement important tout en offrant une qualité suffisante pour ne pas biaiser l'évaluation des performances du SNA.

Le choix s'est porté sur l'utilisation de l'algorithme interne d'AIMSUN pour les raisons suivantes:

- le codage de ce cet algorithme est déjà réalisé
- l'importation des temps de parcours d'arcs calculés par le MTS est facilitée par l'interface ouverte d'AIMSUN
- l'exportation du réseau codé dans AIMSUN vers une application externe n'est pas nécessaire
- la possibilité de visionner sur l'interface graphique les itinéraires calculés est particulièrement pratique pour l'analyse du comportement des véhicules équipés du SNA au chapitre 6

Le SPA d'AIMSUN est une variante du bien connu algorithme de Dijkstra [27]. Il calcul à intervalle de temps régulier un "arbre" d'itinéraires (Paths Tree) par destination. Par arbre d'itinéraire il faut comprendre l'ensemble des itinéraires les plus courts reliant chaque nœud du réseau à une destination particulière (all to one).

5.2.3 *Améliorations potentielles*

Les performances du SNA peuvent être vraisemblablement améliorée par le développement et l'utilisation de techniques plus pointues dans le domaine du calcul d'itinéraire. Un tel travail d'investigation ne rentre pas dans le cadre de la présente étude. Ce paragraphe propose néanmoins la description de certaines approches pouvant faire l'objet de nouvelles directions de recherche.

5.2.3.1 Time Dependent Shortest Path Algorithm (TDSPA)

La notion de TDSPA a déjà été introduite au § 4.5 pour justifier en partie la nécessité de temps de parcours prédit. Cela explique la présence, sur la Figure 39, d'une flèche en trait tillé reliant les futurs temps de parcours à la fonction de coût.

Les SPA classiques considèrent le coût des arcs comme étant statique, c'est à dire indépendant du temps. Un itinéraire ainsi calculé à l'instant t ne prend donc en compte que les coûts disponibles à ce même instant t . L'utilisateur suivant cet itinéraire n'atteint l'arc a qu'à l'instant $t+\Delta t_a$. Les conditions de trafic changeant en fonction du temps, le temps nécessaire à parcourir cet arc a à l'instant $t+\Delta t_a$ est probablement

différent de celui pris en compte pour le calcul de l'itinéraire. Il en résulte que ce dernier n'est pas forcément optimal.

Pour palier à cette limite des SPA, les TDSPA proposent de considérer cette variation temporelle des coûts dans le calcul d'itinéraire. Cela laisse supposer que les temps de parcours d'arcs futurs sont connus, que ce soit par l'utilisation d'une méthode de prédiction ou d'un profil historique. La littérature propose plusieurs solutions se distinguant par les hypothèses qu'elles admettent. Selon Chabini [19], les différences porte sur:

- minimisation des temps de parcours ou minimisation des coûts
- discrétisation ou non du temps
- réseau FIFO (First In First Out) ou non FIFO
- attente possible aux nœuds ou non
- type de question (one to one, all to one, ...)

Dreyfus [29] a été l'un des premiers à fournir une solution à ce problème en proposant une généralisation de l'algorithme SPA de Dijkstra [27]. Elle a été reprise par Kaufman et Smith [45] qui ont démontré que sa validité était limitée aux réseaux FIFO. Ziliaskopoulos et Mahmassani [93] ont été parmi les premiers à proposer un algorithme répondant à des conditions satisfaisantes pour une application aux réseaux routiers. Basée sur une amélioration de la méthode dite "label-correcting", elle a été implantée dans le modèle de simulation DYNASMART [54]. Plus récemment, Chabini [20] a proposé une amélioration de la variante "all to one".

L'utilisation de tels outils devrait permettre l'amélioration des performances du SNA, ceci à condition que les temps de parcours moyens sur le réseau étudié soient suffisamment long (et les périodes d'agrégation suffisamment courtes) pour que la variation des conditions de trafic soit significative. Cette utilisation devrait faire l'objet de recherches complémentaires à cette étude.

5.2.3.2 Approche probabiliste

La notion de risque

Le chapitre 4 (notamment le § 4.4) a souligné les avantages qui peuvent être tirés d'une approche probabiliste des temps de parcours mais a également mis en évidence les difficultés liées à son application avec une technique FCD. En terme d'itinéraire, pouvoir considérer le temps de parcours comme étant une variable aléatoire ou tout du moins connaître la variance de ces itinéraires impliquerait une meilleure qualité d'information pour l'utilisateur.

En effet, comme l'illustre la Figure 40, une telle possibilité permettrait aux usagers de prendre en compte la notion de "risque" dans son choix d'itinéraire.

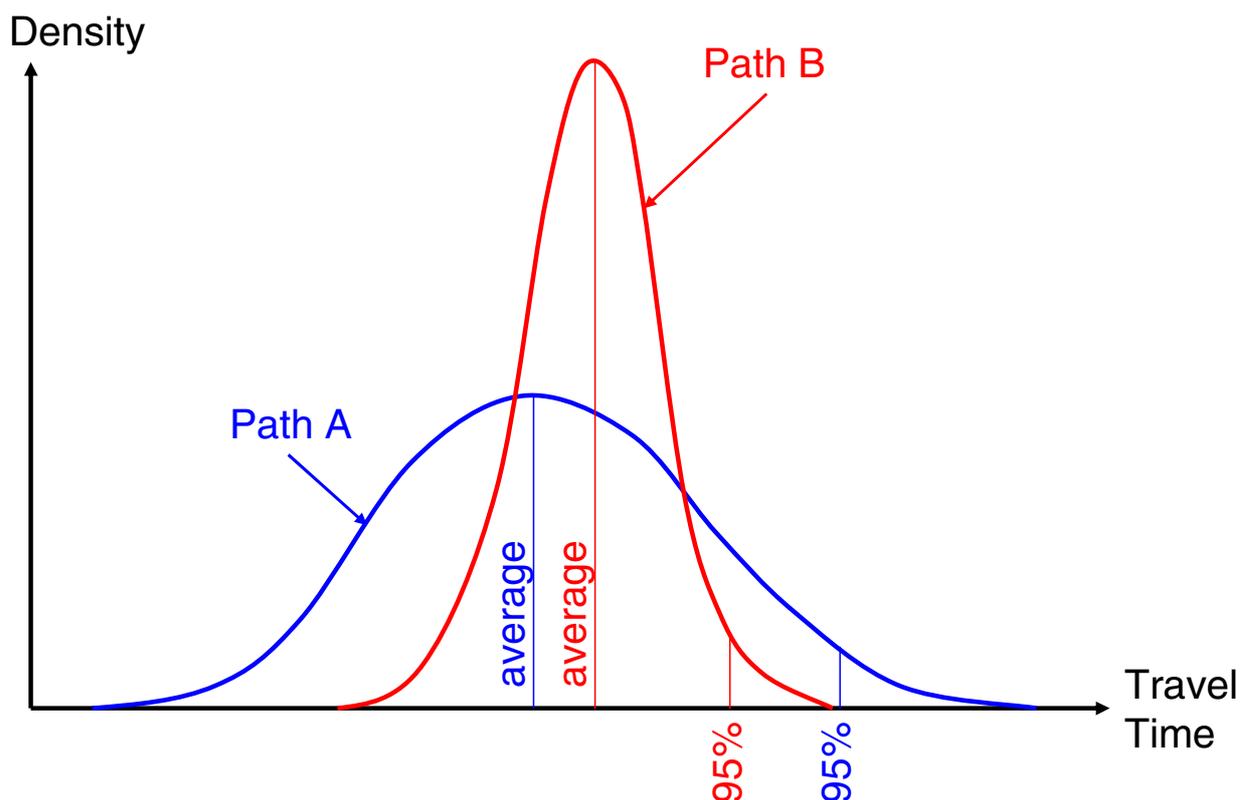


Figure 40: La représentation probabiliste des temps de parcours de deux itinéraires permet aux usagers de réaliser un choix en prenant en compte la notion de risque

Cette notion s'explique par le fait que, pour certains déplacements (professionnels notamment), les usagers préfèrent minimiser le risque d'arriver en retard à leur destination plutôt que de minimiser leur temps de parcours moyen. Dans le cas de la Figure 40, si seules les moyennes des deux itinéraires étaient connues, le choix se serait porté sur le A (bleu) car il est le plus rapide. En connaissant leur distribution de probabilité et en admettant que l'utilisateur n'accepte qu'un maximum de 5% de chance d'être en retard, l'itinéraire B serait alors choisi. Comparé à l'itinéraire A, plus variable, il permet en effet à l'utilisateur de partir plus tard pour atteindre sa destination dans le respect de la condition précitée. De plus, en choisissant l'itinéraire B, les risques d'arriver exagérément tôt à la destination sont également plus faibles que pour l'itinéraire A.

Cet exemple illustre parfaitement l'amélioration des performances pouvant être amenée par la détermination des densités de probabilité de temps de parcours d'itinéraire pour les systèmes ATIS et en particulier pour le SNA.

Le calcul probabiliste

Pour ce faire, la disponibilité d'algorithmes de calcul du chemin le plus court considérant les coûts des arcs non pas comme des valeurs déterministes mais comme des variables aléatoires est nécessaire. Il s'agit des algorithmes auxquels fait référence le § 4.4.1. La littérature propose plusieurs solutions à ce type de problème dont celles développées par Frank [31], Kulkarni [49], Corea [23] ou encore Sigal [81]. Ces derniers se limitent cependant au cas statique, ne prenant pas en compte la variabilité temporelle de ces arcs telle que décrite pour les TDSPA.

Une combinaison de cette dépendance temporelle et de l'approche probabiliste est proposée par Hall [37]. Néanmoins, les nombreux travaux réalisés par Miller-Hooks et Mahmassani [59-61], semblent faire office de références pour ce type de problème.

Ce type d'algorithmes se base toutefois sur l'hypothèse d'indépendance entre les temps de parcours d'arc

La problématique des corrélations

Or, comme cela a déjà été soulevé au § 4.4, le problème principal lié à l'addition de temps de parcours d'arcs - représentés par des variables aléatoires - est la prise en compte de la corrélation qui existe entre eux.

En effet, ces corrélations – très présentes dans les réseaux urbains – induisent une variance du temps de parcours d'un itinéraire différente –généralement inférieure – de la somme des variances des arcs qui le compose. Ce constat peut être facilement illustré en utilisant les résultats de la simulation du modèle de Lausanne. L'exercice présenté à la Figure 41, consiste à prendre une série de neuf arcs consécutifs et, dans un premier temps, d'en mesurer la moyenne et le coefficient de variance¹ (respectivement les colonnes et les points bleus).

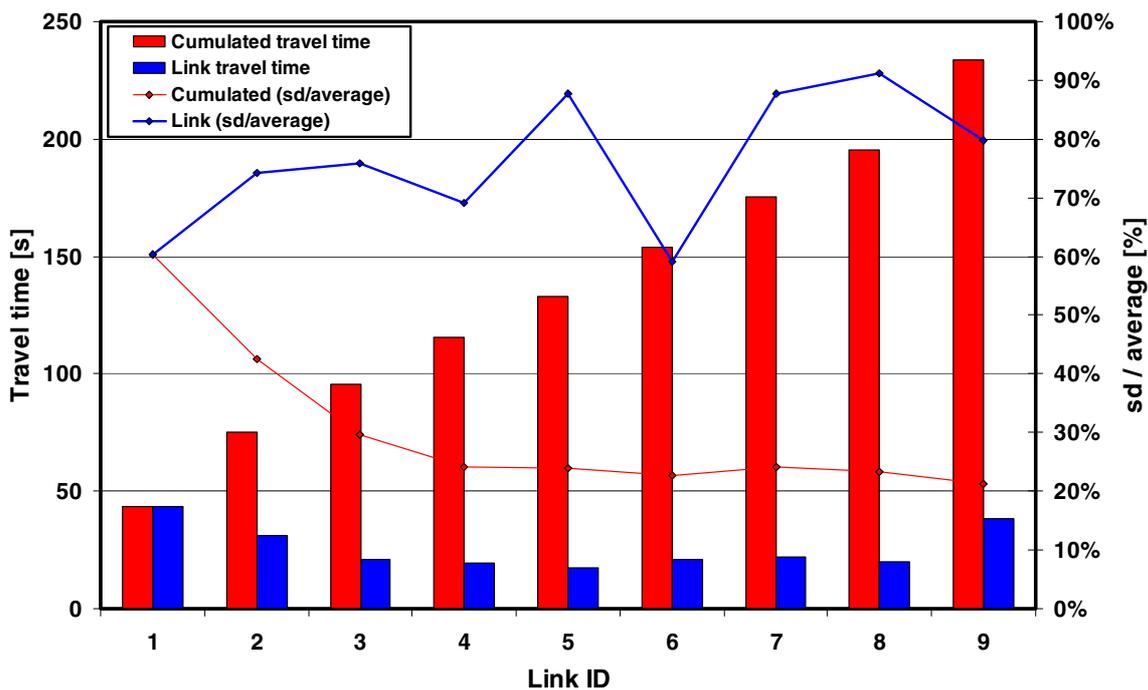


Figure 41: Moyennes et écarts types des temps de parcours d'arcs (en bleu) et des itinéraires (en rouge) constitués pas un nombre variable de ces arcs

Les mêmes valeurs sont alors mesurées pour des itinéraires débutant tous au premier arc mais s'arrêtant après un nombre différent d'arcs (colonnes et points rouges). Si les temps de parcours d'arcs étaient indépendants, le coefficient de

¹ écart-type divisé par la moyenne

variance des itinéraires serait - comme c'est le cas pour ceux des arcs – compris entre 60 et 90 %. On constate que cette valeur diminue rapidement dès la prise en compte des premiers arcs avant de stagner - à partir du 4^{ème} arc – vers une valeur de 20%, et ce malgré l'addition de nouveaux arcs à l'itinéraire. Une corrélation entre les temps de parcours des premiers arcs est donc présente.

La Figure 42, présentant les vitesses moyennes enregistrées pour chaque véhicule sur deux arcs consécutifs du réseau de Yokohama (voir § 4.3.3), offre une autre illustration de ce phénomène de corrélation. Pour une meilleure compréhension de ces mesures, il faut encore préciser que la sortie de ces deux arcs est gérée par un feu.

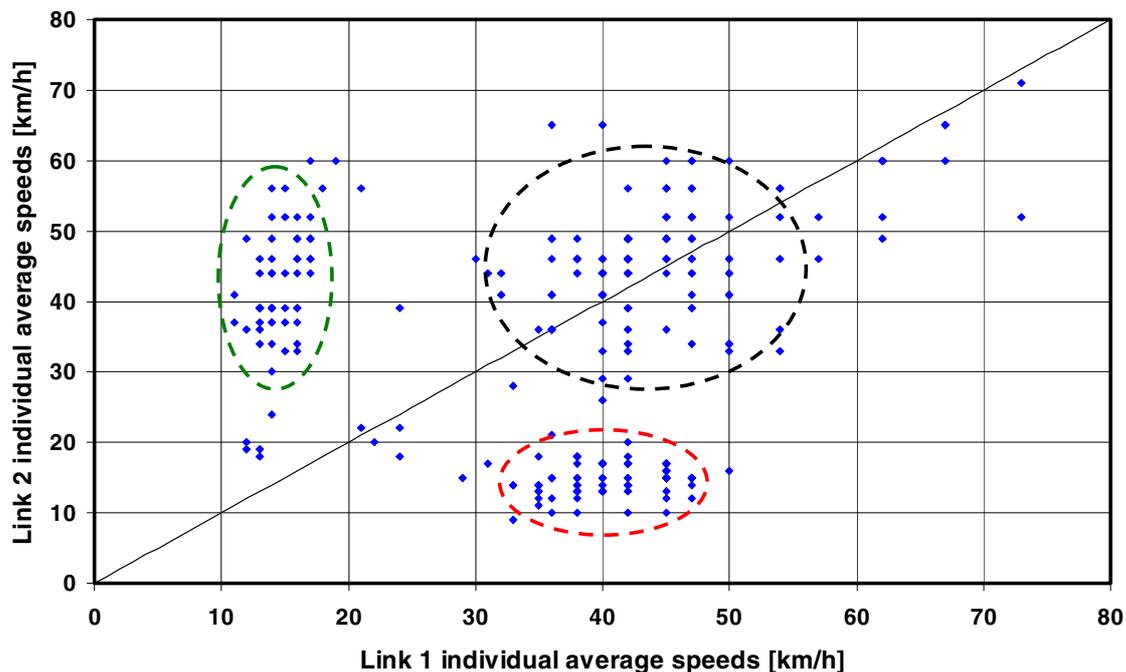


Figure 42: Temps de parcours mis par les mêmes véhicules pour parcourir deux arcs consécutifs (Link 1 et 2) du réseau de Yokohama (mesures réelles)

Ces mesures peuvent être aisément séparées en trois groupes. Le premier, encadré en noir, réunit les véhicules ayant traversé les deux arcs sans avoir besoin de s'arrêter et ne présente pas d'intérêt particulier. L'observation du groupe vert permet, par contre, de constater que si des véhicules doivent s'arrêter au feu du premier arc, ils peuvent traverser le second sans s'arrêter. Inversement (groupe rouge), si des véhicules doivent s'arrêter sur le deuxième arc c'est qu'ils ont pu traverser le premier sans s'arrêter. Ce constat démontre une nouvelle fois la présence de corrélation entre les temps de parcours d'arc.

Aux corrélations de type spatial présentées jusqu'ici, il serait bon d'y ajouter également les corrélations temporelles. On peut en effet démontrer la forte dépendance qu'il existe entre les temps de parcours enregistrés sur un même arc mais pour des périodes de temps différentes.

Dans le but d'un calcul d'itinéraire probabiliste, ces corrélations doivent être prises en compte. Reste à savoir quelle précision d'estimation peut être attendue du calcul des

matrices de variance – covariance dans le cas d'une récolte de temps de parcours par véhicules flottants. Il s'agit indéniablement d'un axe de recherche à développer.

5.3 Affectation des véhicules non guidés

5.3.1 Remarques introductives

Cette partie de l'étude traite des véhicules n'étant pas équipés du SNA. Contrairement aux véhicules équipés, leur affectation sur le réseau est entièrement gérée par le simulateur AIMSUN. L'un des objectifs fondamentaux de cette étude est de comparer les performances des véhicules équipés aux non équipés. Les performances de ces derniers étant dépendantes du modèle d'affectation qui leur est appliqué, il est donc primordial de s'assurer que celui-ci représente de manière acceptable le comportement réel des usagers. Il devra, en outre, satisfaire une série de conditions propres aux objectifs de la présente étude.

Après un passage en revue des principaux modèles d'affectation de trafic proposés dans la littérature, un regard critique sera porté sur les modèles habituellement utilisés dans la microsimulation. Le modèle proposé par défaut dans AIMSUN fera l'objet d'une analyse détaillée, portant sur ses limitations face aux nécessités de l'évaluation du SNA. Une approche alternative, fondée sur la différenciation en catégories d'usagers et sur l'utilisation d'une connaissance historique des temps de parcours, sera alors proposée. Son application au cas particulier d'AIMSUN sera ensuite décrite avec une mise en évidence des difficultés techniques qu'elle entraîne.

5.3.2 Etat des connaissances

L'affectation de trafic consiste à définir la répartition des flux sur les différents itinéraires possibles en tenant compte de la demande entre chaque origine et destination. La chaîne de processus cachée derrière le terme générique d'affectation de trafic est illustrée à la Figure 43. Elle comprend la détermination du coût des arcs du réseau (CF) sur la base des temps de parcours, de l'algorithme de calcul des chemins les plus courts (SPA) et du modèle de choix de route qui distribue la demande entre les différents itinéraires (Route Choice, abrégé RC).

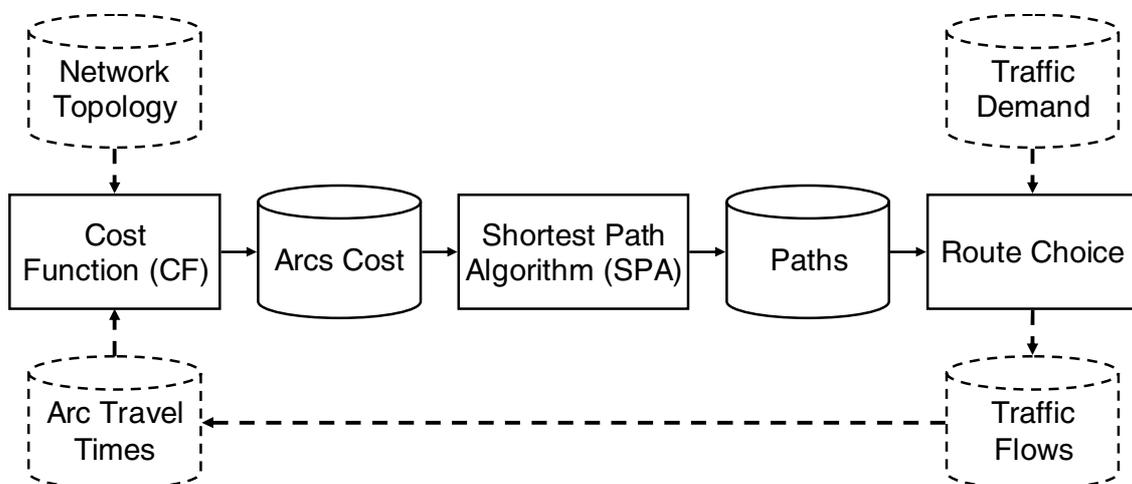


Figure 43 : L'entier de la chaîne de traitement d'un modèle d'affectation de trafic

Cette affectation est dite statique (Static Traffic Assignment, abrégé STA) ou dynamique (Dynamic Traffic Assignment, abrégé DTA). Dans le premier cas, la demande et l'offre sont considérées comme invariables dans le temps, la demande étant définie par une seule matrice Origines – Destinations (OD). Dans le second cas, la variabilité temporelle de la demande est prise en compte généralement par la détermination de plusieurs matrices OD, une par période de temps (discrétisation) durant laquelle la demande est supposée cette fois invariante. La variabilité de l'offre est représentée par une modification du coût des arcs au court du temps (également par discrétisation)

Suite aux nombreuses recherches ayant porté sur le thème du STA, plusieurs modèles ont ainsi été proposés. Certains articles (Sheffi [80] et Patriksson [67]) proposent une revue des modèles existant. Parmi ces modèles, celui de l'équilibre, proposé par Wardrop [87] est sans aucun doute le plus usité. Il se base sur le principe suivant : "The journey times on all routes used are equal and less than those which would be experienced by a single vehicle on any unused route", en d'autres termes "The average journey time is minimum". De manière concrète, cet équilibre s'obtient par convergence suite à un processus itératif d'affectation. Le modèle de STA se justifie dans le cadre d'étude à long terme ou pour de la planification.

Le problème inverse, soit l'estimation de la matrice OD à partir de mesures de flux de trafic, est également résolu par l'utilisation de modèles statiques, généralement de type macroscopique (comme le modèle EMME/2, voir annexe 9.2). Dans ce cas, les débits mesurés sur le terrain sont les données du problème et la matrice OD le résultat. Le nombre de points de mesures étant généralement inférieur à celui des paires OD, le problème est sous déterminé. Pour obtenir la convergence, d'autres contraintes doivent être fournies au modèle. On utilisera par exemple une matrice OD de base (tirée d'un recensement) et on cherchera la matrice OD qui respecte les conditions d'équilibre tout en se rapprochant le plus de celle de base.

Lorsque la demande est considérée comme variable dans le temps, ce qui est le cas par exemple pour les simulateurs de type microscopique ([55], [90] et [6]) ou mésoscopique [53], des modèles d'affectation de type dynamique sont nécessaires. Derrière le concept du DTA se cache une large panoplie de problèmes dont la littérature est riche d'exemples à l'image des travaux de Peeta [68] et Ziliaskopoulos [69]. Avec un tel concept, les flux de trafic (et donc le coût des arcs) deviennent également variables et les itinéraires minimisant les coûts de chaque paire OD doivent être régulièrement actualisés.

Pour simplifier, on peut dire que la majorité des modèles proposent une discrétisation du temps en différentes périodes durant lesquelles les conditions de trafic sont considérées comme stables, entraînant ainsi une affectation temporairement invariante.

Comme l'explique l'ouvrage du CERTU sur la simulation de trafic [16], il faut alors différencier deux types d'affectation dynamique :

- l'affectation prédictive
- l'affectation réactive

L'affectation prédictive se fonde sur l'hypothèse d'une certaine régularité quotidienne des conditions de trafic: les temps de parcours expérimentés un jour à une heure donnée fournissent une prédiction raisonnable des temps de parcours le jour suivant à la même heure. Cette affectation est par conséquent itérative et cherche à atteindre une situation stable (similaire d'un jour à l'autre), une sorte d'équilibre dynamique (bien que la combinaison de ces deux termes puisse paraître paradoxale). Cette démarche est notamment celle appliquée par le simulateur microscopique VISSIM [41].

L'affectation réactive se base uniquement sur les temps de parcours expérimentés sur le réseau durant les périodes précédant l'affectation. L'itinéraire des véhicules est donc attribué sur la base des conditions observées. Ils peuvent en quelques sortes être considérés comme « guidés ». Cette approche est celle proposée par le simulateur AIMSUN. Si elle présente l'avantage de ne pas impliquer de travail itératif préalable, elle demande un certain doigté dans la calibration de ses paramètres pour éviter des instabilités ou oscillations des flux de trafic appelées fréquemment *flip-flop*.

5.3.3 Le DTA dans AIMSUN

Ce paragraphe décrit de manière synthétique le modèle de DTA habituellement utilisé dans AIMSUN [1]. Cependant, l'interface très ouverte du logiciel permet à son utilisateur de le modifier selon ses besoins, ce qui a permis l'utilisation concrète du modèle proposé au § 5.3.5. Il est à noter que le SPA d'AIMSUN ayant déjà été traité au § 5.2.2, il ne sera plus abordé ici.

5.3.3.1 La fonction de coût

Le coût des arcs est recalculé à intervalles réguliers, appelés « cycles ». La fonction de coût utilisée prend comme principal input le temps de parcours moyen de l'arc. Cette statistique porte soit sur les mesures effectuées lors du dernier cycle ($\tau-1$), soit sur plusieurs cycles passés (Number of Intervals). Le deuxième input est la capacité théorique de l'arc. Celle-ci ne joue aucun rôle sur l'écoulement du trafic sur l'arc et ne sert qu'à représenter un niveau hiérarchique. Il faut préciser que, dans AIMSUN, un arc est considéré comme étant une polysection plus l'un de ses mouvements tournant à son extrémité (identique à une définition *out* telle que décrite au § 4.3.6).

Le coût de l'arc a au cycle τ , $Cost_{a,\tau}$, est alors donné par :

$$Cost_{a,\tau} = ALT_{a,\tau-1} \cdot \left[1 + \varphi \cdot \left(1 - \frac{Capacity_a}{Capacity_{max}} \right) \right] \quad \text{Equ. 25}$$

Où:

- $Capacity_{max}$ est la capacité de l'arc le plus important hiérarchiquement
- $Capacity_a$ est la capacité de l'arc a
- φ est le facteur de capacité, un paramètre à calibrer

De manière simplifiée, plus ce dernier est grand plus les véhicules circuleront sur les grands axes et éviteront les petites rues.

5.3.3.2 Le modèle de choix de route

Avant l'application proprement dite du modèle de choix de route, un set d'itinéraires doit être déterminé. AIMSUN puise dans les arbres d'itinéraires en mémoire pour trouver une série d'itinéraires différents reliant l'origine et la destination en question. Ils sont alors classés selon leur coût, ces coûts étant calculés en utilisant les dernières valeurs de coûts d'arcs disponibles. La taille maximale d'itinéraires pris en considération dans ce set est limitée par l'utilisateur. Le dernier itinéraire calculé en fait par ailleurs forcément partie puisqu'il est le premier du classement.

AIMSUN propose ensuite différents modèles de choix de route. Ces modèles déterminent la proportion de la demande en trafic qui sera envoyée sur chaque itinéraire du lot. Les plus usités sont le Logit et le C-Logit, le deuxième - proposé par Cascetta [17] - étant une extension du premier et pénalisant les itinéraires ayant une plus ou moins grande partie en commun.

Avec le modèle C-Logit, la probabilité P_k d'utiliser l'itinéraire k appartenant au lot d'itinéraire K_i est :

$$P_k = \frac{e^{\theta(V_k - CFA_k)}}{\sum_{j \in K_i} e^{\theta(V_j - CFA_j)}} \quad \text{Equ. 26}$$

où θ est un facteur d'échelle (à calibrer) alors que le CFA, appelé « commonality factor » considère le degré de chevauchement des itinéraires. Il est défini par :

$$CFA_k = \beta \cdot \ln \sum_{j \in K_i} \left(\frac{L_{jk}}{L_j^{1/2} \cdot L_k^{1/2}} \right)^\gamma \quad \text{Equ. 27}$$

où L_{jk} est la longueur de la partie commune aux itinéraires j et k . β et γ , dont l'influence sur le modèle ne sera pas décrite ici, sont également des paramètres à calibrer. Par expérience, on les fixe généralement à respectivement 0.15 et 1.00.

5.3.4 Limitations des modèles classiques d'affectation de trafic dynamique

Face aux besoins qu'implique l'estimation des performances du SNA, force est de constater que les modèles d'affectation classiques décrits ci-dessus présentent certaines limitations dont les principales sont les suivantes :

5.3.4.1 Affectation réactive

Si une affectation de type réactive offre des résultats tout à fait satisfaisants pour la majorité des études par microsimulation, son utilisation pour l'évaluation d'application ATIS et ATMS est plus discutable. En effet, la connaissance des récentes conditions de trafic régnant sur le réseau qu'ont les véhicules simulés permet à ceux-ci de réagir plus ou moins rapidement aux fluctuations propres au jour considéré. Dans la réalité, les automobilistes possèdent plutôt une connaissance

générique d'un jour type et ne perçoivent que très localement (visuellement) les conditions particulières du jour. L'affectation réactive peut donc s'avérer trop optimale par rapport à la réalité, les véhicules s'adaptant de manière trop prononcée aux particularités du jour.

Cette limitation est plus marquée encore lorsqu'un événement non récurrent intervient et modifie l'offre d'une manière non prévisible. Dans ce cas, la réactualisation des coûts des arcs permet, à plus ou moins brève échéance, aux véhicules simulés d'éviter la région perturbée par l'incident. Dans la réalité, une telle réactivité ne pourrait être obtenue que par des moyens d'informations trafic. Il ne s'agit donc pas d'un comportement de véhicules non informés. Certes, les automobilistes ayant une certaine expérience pourront essayer d'éviter une zone congestionnée si, visuellement, les conditions à l'approche de cette zone leur semblent anormales. Cela n'est toutefois pas comparable à la possibilité d'adopter un meilleur itinéraire dès son point d'origine, endroit où généralement rien ne laisse présager visuellement la présence de perturbations. L'utilité des ATIS et ATMS se justifiant principalement dans ce genre de cas, la prise en compte de cette limitation est donc primordiale.

Finalement, l'utilisation de l'affectation réactive pour les grands réseaux présente une limitation supplémentaire. En effet, si les temps de parcours entre les pairs d'origine destination sont nettement plus grands que la durée du cycle de recalcul des coûts, les conditions de trafic ayant entraîné le choix d'un itinéraire risquent d'être franchement différentes de celles que rencontreront les véhicules lors de leur trajet. Une stabilité des flux est dès lors plus difficile à obtenir. Pour pallier à ce problème il est courant d'accepter qu'une partie des véhicules puisse avoir accès aux coûts actualisés des arcs pendant leur trajet et ainsi pouvoir emprunter un nouvel itinéraire mieux adapté aux nouvelles conditions. Une telle approche fait évidemment croître la différence de connaissances entre les véhicules simulés et réels.

De manière générale, on peut conclure que l'affectation réactive n'est pas adaptée à la présente étude, car les capacités de réactions et d'adaptations aux conditions de trafic sont nettement supérieures à la réalité. L'utilisation d'une telle approche entraînerait forcément une sous-évaluation des performances du SNA.

5.3.4.2 Affectation prédictive

Le processus d'apprentissage sur lequel repose l'approche prédictive semble plus conforme à la réalité. En effet, les véhicules ne sont affectés à des itinéraires que sur la base des conditions de trafic enregistrées les jours précédents. En ce sens, le niveau de connaissance des usagers est mieux modélisé. L'adaptation aux conditions particulières du jour étudié n'est pas possible. De plus, lorsqu'un incident intervient, les usagers continuent à choisir leur itinéraire comme s'il s'agissait d'un jour ordinaire, permettant ainsi d'obtenir une évolution du trafic plus conforme à la réalité. Il est vrai que l'impossibilité totale de réactions pourrait toutefois être jugée comme extrême.

Dans le cas du simulateur VISSIM [41], les coûts utilisés pour l'affectation du trafic durant la période τ sont obtenus par une combinaison linéaire des coûts calculés durant la même période mais lors des deux itérations précédentes :

$$\text{Cost}_{a,\tau}^j = (1 - \alpha) \cdot \text{Cost}_{a,\tau}^{j-1} + \alpha \cdot \text{Cost}_{a,\tau}^{j-2} \quad \text{Equ. 28}$$

Bien que reposant à l'origine sur l'affectation réactive, AIMSUN propose également la possibilité d'une approche prédictive et itérative (Barcelo et Casas [5]). Dans ce cas, le coût des arcs à la période τ de l'itération j est obtenu par une combinaison linéaire du coût de la période τ de l'itération $j-1$ avec celui calculé de manière habituelle, mais pour la période $\tau+1$ cette fois-ci, de l'itération $j-1$ (réactif) :

$$\text{IterCost}_{a,\tau}^j = (1 - \alpha) \cdot \text{IterCost}_{a,\tau}^{j-1} + \alpha \cdot \text{NormalCost}_{a,\tau+1}^{j-1} \quad \text{Equ. 29}$$

L'idée sous-jacente à cette approche est d'obtenir un apprentissage en combinant le coût espéré et le coût expérimenté.

Dans les deux cas, la "seed" (point de départ du générateur de nombres aléatoires) n'est pas modifiée d'une itération à l'autre. Une "seed" peut être considérée comme correspondant à un jour particulier. Ainsi, si la "seed" n'est pas changée, la demande est parfaitement identique d'une itération à l'autre. Il est donc faux de parler alors d'apprentissage basé sur la connaissance des jours précédents. En effet, il s'agit plutôt d'un processus d'apprentissage d'un jour en particulier. Le parallèle avec la réalité est alors difficile à établir car l'idée d'apprendre un jour particulier paraît dénué de sens, ce jour n'existant par essence qu'une seule fois ! Un processus itératif avec changement de "seed" serait donc plus réaliste mais devrait alors être abordé d'une manière différente.

Par conséquent, ces approches supposent une nouvelle fois une connaissance trop précises des conditions particulières du jour analysé et ne remplissent pas les conditions nécessaires à leur utilisation dans le cadre de l'évaluation d'un SNA

5.3.4.3 Connaissance du réseau

De manière générale, tous les outils de simulation mettent à disposition des usagers du réseau l'entier des routes codées. Les calculs d'itinéraires se font donc en prenant en compte l'ensemble des arcs du réseau. Dans la réalité, et en particulier dans le cas des grandes agglomérations, la connaissance du réseau par les usagers est plus limitée. Elle varie également en fonction de la catégorie d'utilisateur (voir paragraphe suivant). L'un des avantages des systèmes de navigation (qu'ils soient dynamiques ou non), et donc du SNA, est la mise à disposition pour son utilisateur de l'entier du réseau. Si les véhicules non-équipés possèdent la même connaissance du réseau – comme c'est le cas dans une simulation - il est évident que les performances du SNA risquent de se voir sous-évaluées lors d'une comparaison entre les deux types d'utilisateurs.

Certains simulateurs proposent de pénaliser les arcs à faible capacité (donc de faible niveau hiérarchique) en pondérant leur temps de parcours. C'est le cas notamment d'AIMSUN, comme expliqué au § 5.3.3.1. Cela n'en reste pas pour autant une approche globale et non ciblée pour laquelle la connaissance, même pondérée, du réseau est totale.

Une alternative réaliste n'est pas facile à trouver, d'autant plus que la connaissance réelle du réseau par un usager varie spatialement: elle sera nettement meilleure

dans les zones autour de son lieu de travail et de son domicile que pour le reste du réseau. Une solution sera proposée au § 5.3.5

5.3.4.4 Catégories d'usagers

Comme cela a déjà été mis en évidence, le choix d'un itinéraire est très variable d'un usager à l'autre. Au-delà des considérations comportementales, cette variabilité est principalement due à la différence de connaissances des conditions de trafic et topologique du réseau. Appliquer un même modèle d'affectation de trafic à l'ensemble des véhicules simulés ne correspond donc pas à la réalité et une décomposition en catégories d'usagers est donc nécessaire. De plus, une comparaison des performances des véhicules équipés du SNA avec celles de plusieurs catégories d'usagers apporterait des enseignements plus pertinents. La problématique des types d'usagers ici soulevée n'est pas une limitation des modèles en soi, certains simulateurs (comme AIMSUN par exemple) permettant en effet de différencier la CF et le RC par types de véhicules. Il s'agit plutôt d'une remarque sur une non-utilisation régulièrement constatée lors de ce type d'étude des possibilités offertes par les simulateurs.

5.3.5 Approche basée sur l'utilisation d'un profil historique et des catégories d'usagers

Le présent paragraphe propose une série de modifications ou de compléments aux approches décrites ci-dessus, ceci dans le but de réduire ou de supprimer l'impact des limitations mises en évidence concernant le réalisme des modèles de simulation. L'approche ainsi proposée se base sur une affectation de type prédictive à apprentissage itératif, jugé plus adéquat que la réactive. Les véhicules ne disposent alors que d'une connaissance historique des conditions de trafic, la méthode utilisée pour obtenir ce profil historique différant par contre de celle décrite plus haut.

Avant de décrire cette méthode (§ 5.3.5.2), une décomposition en trois catégories d'usagers est préalablement proposée. Elle décrit quelles sont les différences de connaissances entre ces usagers et comment elles sont prises en considération.

5.3.5.1 Les catégories d'usagers

La motivation d'une décomposition de la demande en catégories d'usagers a été abordée au § 5.3.4.4. Si l'idée de base semble difficilement discutable, sa réalisation concrète est plus difficile. Concernant la modélisation des comportements, ils peuvent être obtenus par une définition adéquate des fonctions de coûts (CF) pour chaque type de véhicule. Le présent paragraphe se limite à une description textuelle de leurs caractéristiques. Une présentation détaillée de ces CF sera présentée dans le cas concret de l'application avec AIMSUN (§ 5.3.6).

Le problème majeur d'une telle approche tient avant tout du manque de connaissance quant à la proportion qu'occupe chacune de ces catégories dans la demande totale. Les recherches à ce niveau sont très limitées, les moyens techniques pour mesurer ces proportions n'ayant pas encore été identifiés. Il s'agit à n'en pas douter d'un domaine de recherche à développer dans le futur.

Les "touristes"

Les usagers appartenant à cette catégorie sont considérés comme des "visiteurs" du réseau. N'étant aucunement habitués aux conditions de trafic y régnant, ils ne peuvent que se baser sur la visualisation d'une carte ou des panneaux indicateurs pour choisir leur itinéraire.

Ils font alors l'hypothèse d'une vitesse moyenne de type *Free Flow* sur tous les arcs. Ils n'ont donc aucune connaissance du profil historique. Leur faible connaissance de la topologie du réseau les pousse à rester sur les grands axes. Les routes de faible niveau hiérarchie ne sont alors utilisées que pour rallier les axes principaux depuis leur origine ou pour accéder à leur destination.

Les "experts"

Ce type d'usagers est l'opposé de la catégorie décrite précédemment. Il s'agit d'usagers parfaitement habitués au réseau et aux conditions de trafic y régnant.

Ils ont donc un accès total aux profils des temps de parcours historiques et à la totalité des arcs du réseau. Seules des considérations relatives au confort de conduite pénalisera (faiblement) l'utilisation des petites rues au profit des grands axes, la minimisation des temps de parcours restant leur objectif principal.

Les "standards"

Les usagers "standards", ou normaux, ont un niveau de connaissance se situant entre celui des experts et des touristes. S'ils ont une bonne notion des conditions de trafic régnant régulièrement sur le réseau, contrairement aux touristes, cette connaissance est toutefois incomplète ou approximative. Des erreurs dans l'évaluation des situations sont donc fréquentes.

Leur niveau de connaissance de la topologie du réseau n'atteint pas celui des usagers experts et on leur prête une réticence plus importante à utiliser des petites rues ne permettant pas de sortir d'une origine ou d'atteindre une destination. Contrairement aux deux premières catégories, les différences de niveau de connaissance entre les véhicules de la même catégorie sont nettement plus marquées. La difficulté majeure liée à la modélisation de cette catégorie est de fournir une fonction de coût permettant de quantifier le niveau variable de connaissance du profil historique.

5.3.5.2 L'élaboration du profil historique

Comme expliqué précédemment, un processus itératif sans changement de "seed" ne permet pas d'obtenir une connaissance historique d'un jour "type" mais plutôt d'un jour particulier. L'approche présentée ici propose d'obtenir le profil historique d'un jour "type". Il est illustré par la Figure 44.

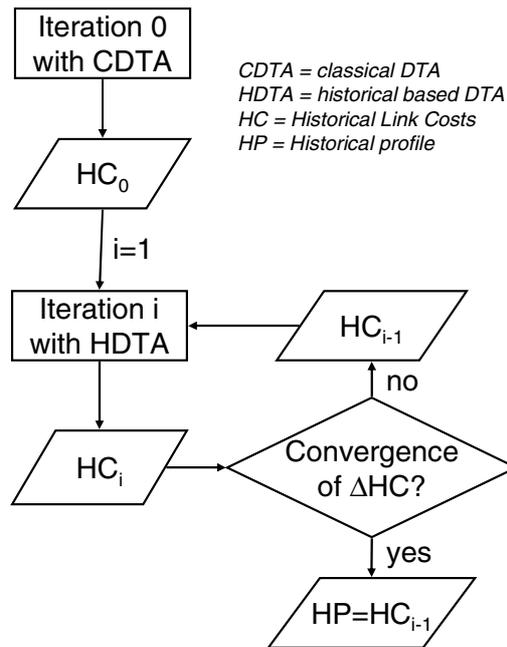


Figure 44: Processus itératif d'obtention du profil historique

Dans un premier temps, N répliques (ou run de simulation) sont effectuées, chacune ayant une "seed" différente. Le modèle d'affectation utilisé pour ces premières simulations peut être de type réactif ou, plus difficilement, de type prédictif à "seed" fixe. Une moyenne des coûts des arcs calculés pour les N répliques est alors réalisée. Ces coûts moyens (HC) sont ensuite utilisés comme inputs pour les N répliques de l'itération suivante. Les "seeds" de ces N nouvelles répliques sont différentes de celles des répliques de l'itération précédente. Ainsi le coût d'un arc a pour la période τ , la réplique j et l'itération i sera :

$$\text{Cost}_{i,a,\tau}^j = \text{HC}_{i-1,a,\tau} \quad \text{avec } j \in N \quad \text{Equ. 30}$$

Si les fonctions de coûts habituels sont utilisées lors de la première série de N répliques, elles sont substituées par les CF par type de véhicules lors des itérations suivantes.

A la fin de chaque itération, la différence entre les coûts HC_i et HC_{i-1} est calculée comme suit :

$$\Delta \text{HC}_i = \sqrt{\frac{\sum_{a \in A} \sum_{\tau \in P} (\text{HC}_{i-1,a,\tau} - \text{HC}_{i,a,\tau})^2}{A \cdot P}} \quad \text{Equ. 31}$$

où A et P sont respectivement le nombre d'arcs et le nombre de périodes.

Ce processus d'apprentissage permet une diminution plus ou moins régulière de cette différence au fil des itérations avant de se stabiliser vers une valeur proche de zéro. Une telle stabilisation équivaut à dire que les temps de parcours moyens HC_{i-1} utilisés comme connaissance pour l'affectation du trafic pour les N jours simulés sont similaires aux temps de parcours expérimentés et moyennés sur ces N jours. Le profil historique ainsi obtenu est donc représentatif des conditions de trafic régnant, en moyenne, lors d'un jour "type" et non un jour particulier.

5.3.6 Application dans le cas d'AIMSUN

5.3.6.1 Fonctions de coût (CF)

Comme indiqué précédemment, AIMSUN permet à son utilisateur de proposer ses propres fonctions de coût, qui plus est, de les différencier par types de véhicules et par types d'arc. Cette fonctionnalité a ainsi permis de décrire les fonctions de coût génériques suivantes pour chaque catégorie d'utilisateurs :

Les touristes

Pour cette catégorie, la fonction de coût est égale au FLT (voir § 4.3.10.1) multiplié par le terme de pondération de capacité pour lequel un $\varphi_t=10$ a été choisi pour favoriser fortement l'usage des routes à haut niveau hiérarchique :

$$\text{Cost}_{a,\tau} = \frac{L_a}{FS} \cdot [1 + \varphi_t \cdot (1 - \frac{\text{Capacity}_a}{\text{Capacity}_{\max}})] \quad \text{Equ. 32}$$

Pour les mouvements tournant entrant sur une section de capacité faible (les "street 30" du modèle "centre-ville") et provenant d'une section d'un niveau hiérarchique supérieure, ce coût est multiplié par un facteur 100 (ou plus grand). Ceci permet de limiter strictement l'usage de ces petites routes à leur stricte nécessité (accès à la destination). En d'autre mot, le transit y devient d'un coût prohibitif.

Les experts

La fonction de coûts des véhicules experts est la valeur du profil historique multiplié par le terme de pondération de capacité. Dans ce cas, un $\varphi_e=2$ a été choisi de manière à ne refléter que la baisse de confort induite par l'utilisation des petites routes.

$$\text{Cost}_{a,\tau} = \text{HC}_{a,\tau} \cdot [1 + \varphi_e \cdot (1 - \frac{\text{Capacity}_a}{\text{Capacity}_{\max}})] \quad \text{Equ. 33}$$

Les standards

Pour les usagers standards, une expression similaire à celle de la fonction de coût des experts est utilisée. Le coût provenant du profil historique est toutefois multiplié par un paramètre aléatoire σ extrait d'une distribution uniforme bornée entre $1-\beta$ et $1+\beta$. Ce paramètre sert à modéliser l'erreur d'appréciation des temps de parcours historiques propres à cette catégorie d'utilisateurs.

$$\text{Cost}_{a,\tau} = \sigma \cdot \text{HC}_{a,\tau} \cdot [1 + \varphi_s \cdot (1 - \frac{\text{Capacity}_a}{\text{Capacity}_{\max}})] \quad \text{avec } \sigma \in [1-\beta, 1+\beta] \quad \text{Equ. 34}$$

Le paramètre φ_s a été fixé à 4 de manière à pénaliser d'une manière modérée l'utilisation des routes de faible niveau hiérarchique.

La valeur du paramètre β permet de quantifier l'amplitude de cette erreur d'appréciation. Dans le cas particulier de cette étude, il a été fixé arbitrairement à

0.2, une erreur comprise entre -20% et +20% étant donc systématiquement appliquée à la valeur réelle du profil historique.

5.3.6.2 Test de convergence

Une application concrète de ce modèle d'affectation de trafic pour le réseau « centre-ville » de Lausanne a été effectuée. Vu l'absence de donnée permettant d'effectuer une décomposition de la demande en trois catégories sur des bases chiffrées, le choix arbitraire suivant a été opéré :

- touristes : 20%
- experts : 20%
- standards : 60%

Une fois les fonctions de coûts modifiées et la demande ainsi définie, le processus itératif a été initié. De nombreuses tentatives ont alors été menées - en variant les "seeds" - sans toutefois parvenir à stabiliser le processus: une convergence n'a pas pu être atteinte. Si les deux (voir trois dans certains cas) premières itérations ont généralement permis une diminution du ΔHC et engendré des conditions de trafic jugées réalistes, les suivantes se sont systématiquement caractérisées par une saturation partielle voir complète du réseau. L'apparition fréquente de « grid-lock¹ » a été notamment observée. L'utilisation des coûts enregistrés lors de ces itérations n'était donc plus possible pour les itérations suivantes.

Une série de modifications des différents paramètres spécifiques à l'affectation de trafic a été réalisée sans pour autant pouvoir améliorer de manière notable la situation. L'impossibilité d'obtenir une convergence pour le réseau modélisé peut avoir différentes origines, combinables entre elles :

- Le manque d'informations permettant de déterminer de manière objective les différents paramètres propres au modèle proposé (la proportion d'utilisateur par catégorie, les coefficients φ , l'amplitude d'erreur d'appréciation β pour les usagers standards,...) a impliqué une série de choix se basant uniquement sur une approche intuitive de l'auteur.
- Le réseau du centre-ville présente une densité élevée d'arcs relativement courts qui ne permettent pas le stockage de nombreux véhicules. Lorsque la différence entre la capacité d'un de ces arcs et le volume de véhicules désirant l'emprunter est notable, la file d'attente induite se propage rapidement sur les arcs amonts. Une telle situation implique une gêne dans la réalisation d'autres itinéraires, n'empruntant pas forcément l'arc en question. De plus, un nombre important de ces arcs ne présente qu'une seule voie avec de multiples possibilités de mouvements tournant à son extrémité: le blocage de l'un de ces mouvements par la saturation d'un arc aval a donc pour conséquence l'impossibilité de réaliser tout autre mouvement tournant. Ces caractéristiques, propres au modèle du centre-ville, font que ce réseau ne peut supporter de manière que très limitée des flux de trafic non réaliste avant

¹ Chaîne de véhicules arrêtés sur une suite d'arcs formant une boucle fermée

d'être saturé. Or, il est fort probable que le processus itératif qui lui est appliqué induit - par moment - de tels flux, expliquant par là même les blocages constatés du réseau. L'existence de tels flux pendant un court moment peut tout à fait engendrer des conséquences à long terme.

- Une troisième explication, partiellement liée à la précédente, concerne la variabilité de la demande d'un jour à l'autre, modélisée par le changement de "seed". En effet, si cette variabilité est trop importante, le décalage entre la demande d'un jour particulier et les coûts du profil historique pourrait être à l'origine des fortes différences entre l'offre et la demande, créant la saturation du réseau telle qu'expliquée au point précédent. Une analyse de cette variabilité en la comparant à celle réellement mesurable sur le terrain permettrait de justifier ou non cette explication.

5.4 Synthèse et choix

Dans un premier temps, ce chapitre a traité de l'affectation des véhicules équipés du SNA. Il s'agissait principalement de déterminer la fonction de coût des arcs et l'algorithme de calcul de chemin le plus court (SPA) qui devront être utilisés par le SNA. Après une description des différentes approches proposées dans la littérature pour décrire les souhaits des usagers par l'intermédiaire de la fonction de coût, le choix d'une variante pénalisant les temps de parcours en fonction du niveau hiérarchique de la route empruntée a été fait.

Concernant le SPA, le choix s'est porté sur l'algorithme interne du simulateur AIMSUN. Sans proposer de développements particuliers, une discussion sur les améliorations possibles des performances du SNA par l'adoption de SPA plus évolués a été présentée. Elle a notamment mis en évidence les notions de Time Dependent SPA (TDSPA) et de Stochastic SPA (SSPA). Concernant cette dernière, une série de questions concernant la mesure et la prise en compte des corrélations existantes entre les temps de parcours d'arcs a été posée.

La deuxième partie de ce chapitre, portant sur l'affectation des véhicules non guidés, a présenté les différents types d'affectation de trafic proposés par la littérature en différenciant les modèles statiques (STA) des dynamiques (DTA). Cette revue a mis en évidence les deux catégories principales de DTA, soit la réactive et la prédictive. Leur différence porte avant tout sur la détermination du coût des arcs, ce dernier servant au calcul des itinéraires sur lesquels sont distribués les flux de trafic. La méthode réactive propose d'utiliser, pour le calcul du coût des arcs, les temps de parcours enregistrés pour les périodes d'agrégation précédentes. La prédictive utilise comme coûts des arcs ceux enregistrés à la même période lors d'une simulation antérieure. Les usagers prédisent ainsi les conditions auxquels ils feront face sur la base d'une connaissance historique. Un processus itératif est utilisé pour stabiliser l'affectation.

Dans l'optique d'une évaluation d'un système de navigation dynamique comme le SNA, ces modèles présentent des caractéristiques ne permettant pas une comparaison pertinente entre les performances des véhicules guidés et non guidés. L'approche réactive offre, en effet, aux véhicules non guidés une capacité de réaction trop importante face aux conditions de trafic d'un jour particulier. Les choix

d'itinéraires induits par cette approche sont, dans le cas d'un incident non récurrent et imprévisible, encore plus critiquables. L'approche prédictive n'utilise quant à elle pas d'information sur les conditions de trafic du jour, ce qui est plus conforme à la réalité. Cependant, les différents processus itératifs décrits dans la littérature utilisent le même "seed" d'une itération à l'autre: il s'agit donc d'un processus d'apprentissage d'un jour particulier et non d'un jour type. Le profil historique ainsi obtenu est propre à ce jour particulier et les choix d'itinéraires qui en découlent sont jugés trop optimaux par rapport à la réalité.

Une nouvelle variante de l'approche prédictive est alors proposée pour pallier aux limitations des modèles classiques. Elle se base premièrement sur des coûts d'arcs moyens calculés sur plusieurs "seeds" différents dans le but d'obtenir un profil d'un jour "type" et non d'un jour particulier. De plus, les usagers ont été différenciés dans plusieurs catégories, une fonction de coûts propre à chacune de ces catégories permettant d'obtenir des comportements typés. Ces catégories doivent permettre une comparaison plus pertinente entre les véhicules guidés et non guidés. Les différences entre les catégories d'usagers portent principalement sur leur connaissance variable du profil historique et de la topologie du réseau.

L'application pratique de ce processus itératif au modèle du centre-ville n'a pas permis d'obtenir la convergence espérée. Une série d'explications à cette instabilité a été fournie. Elles portent notamment sur les difficultés du modèle à accepter une différence, même passagère, trop importante entre l'offre et la demande.

Finalement, il est décidé, pour la suite de l'étude, d'utiliser la situation obtenue après la deuxième itération. Elle a le mérite de proposer une affectation indépendante des conditions du jour et de permettre une comparaison différenciée entre les véhicules guidés et les trois catégories de non guidés.

6. Evaluation des performances

6.1 Contenu et démarche

Comme l'illustre la Figure 45, cette dernière partie de l'étude traite de la comparaison entre les performances des véhicules équipés du SNA et celles des véhicules non équipés. Cette comparaison se base sur l'utilisation d'une série d'indicateurs relatifs aux temps de parcours, aux distances parcourues et à l'utilisation des différents niveaux hiérarchiques du réseau. Ce chapitre met également en évidence les conséquences du fait que les véhicules guidés et fournissant les données trafic soient les mêmes. Ces différents enseignements sont évidemment nuancés en fonction du taux de véhicules équipés.

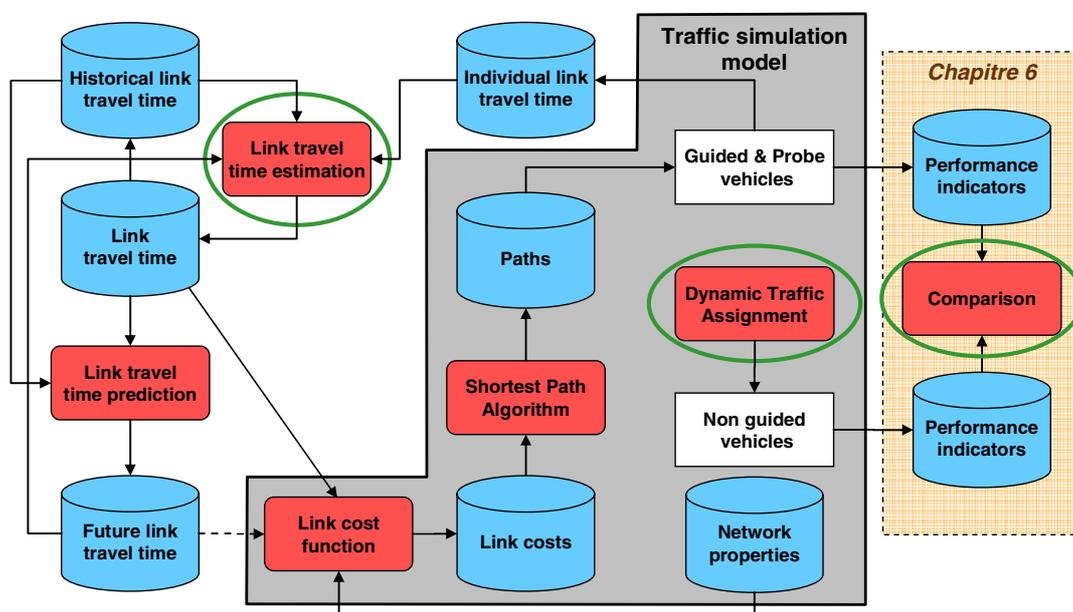


Figure 45: Partie de la démarche d'évaluation du SNA traitée dans le chapitre 6

Dans un premier temps, la structure de la demande (matrice OD) ainsi que les paramètres du SNA sont décrits pour chaque taux d'équipement évalué. Une définition des indicateurs de performance utilisés est ensuite fournie. Les mesures de ces indicateurs pour les quatre catégories d'utilisateurs (les équipés et les trois non-équipés) sont alors présentées. Ces mesures sont obtenues pour deux scénarii différents: le premier traite du cas où les conditions de trafic sont "habituelles" alors que le second propose une situation "inhabituelle" reflétant les conditions de trafic induites par l'occurrence d'un incident au centre-ville.

Comme indiqué dans le chapitre 2, il était initialement prévu d'utiliser le réseau "agglomération" pour confirmer ou affiner les enseignements déduits du modèle "centre-ville". Cependant, des difficultés techniques liées à l'utilisation d'un modèle de cette taille avec le MTS ont été rencontrées - notamment en terme de gestion de la mémoire vive par l'ordinateur - et n'ont pas permis d'exploiter les résultats provenant du modèle "agglomération".

6.2 Structure de la demande et paramètres du SNA

Comme au chapitre 4, onze taux d'équipements différents sont traités. Pour chacun d'eux, il faut déterminer une structure de demande (proportions de chaque catégorie d'utilisateurs) et les paramètres du SNA. Ces derniers sont directement déduits des enseignements du § 4.3.13 et, plus particulièrement, du Tableau 4.

Tableau 8: Structure de la demande (proportions de catégorie d'utilisateurs) et paramètres du SNA en fonction de l'ER

ER (SNA)	Standards [‰]	Experts [‰]	Touristes [‰]	Substitution / Combinaison	AP [S]
0	600	200	200	CN+NNH	1800
1	600	200	199	CN+NNH	900
2	600	200	198	CN+NNH	900
5	600	200	195	CN+NNH	900
10	600	195	195	CN+NNH	900
20	600	190	190	CN+NNH	360
50	600	180	170	CN+H	360
100	550	180	170	NNH	360
200	500	150	150	NNH	360
500	300	100	100	H	180
1000	-	-	-	-	180

Le Tableau 8 présente ces différents éléments. Les trois premières colonnes contiennent les proportions, en ‰, des trois catégories d'utilisateurs de véhicules non guidés. Comme signalé au § 5.3.5.1, le choix - certes arbitraire - de ces valeurs se base sur une perception de la réalité par l'auteur, aucune donnée mesurée ne permettant de déduire ces proportions.

La 4^{ème} colonne indique les méthodes - de substitution et/ou combinées - qui sont appliquées, alors que la dernière montre les durées de périodes d'agrégation utilisées. Ces durées ne sont pas identiques à celles du Tableau 4, ce qui s'explique par le fait que, les calculs d'itinéraires se faisant par l'intermédiaire du simulateur AIMSUN, la réactualisation des temps de parcours pour les véhicules équipés doit se faire en même temps que celles des coûts des arcs pour le DTA des véhicules non équipés (voir §5.3.3). La calibration du modèle "centre-ville" impliquant une fréquence de calcul du DTA de 180 secondes, l'AP du SNA doit être égale à cette valeur ou à un multiple de cette valeur. Cette limitation d'ordre technique n'a finalement que peu d'influence sur le SNA, une valeur d'AP très proche de celle déterminée comme idéale ayant pu être fixée pour chaque ER.

Finalement, ce tableau ne précise pas le type d'arcs choisi. En effet, la définition d'arcs utilisée par AIMSUN pour le calcul des itinéraires ne pouvant pas être modifiée, elle a dû être utilisée pour toutes les valeurs d'ER. Toutefois, cette définition étant de type *out*, elle convient aux cas d'ER allant de 5 à 50 ‰ (voir Tableau 4). Pour les valeurs d'ER légèrement supérieures ou inférieures, le passage à une définition *out* n'entraîne pas de perte de performance inacceptable. Seule une différence notable est constatée pour les ER supérieurs à 200 ‰, ER pour lesquelles une définition *in-out* serait plus appropriée. Cette différence devra être prise en compte dans l'interprétation des résultats.

6.3 Indicateurs de performance

Afin d'obtenir une évaluation chiffrée des performances des véhicules équipés du SNA et de l'ensemble des catégories d'usagers, une série d'indicateurs doit être définies. Leur choix dépend des enseignements que l'on désire extraire de cette évaluation. De ce fait trois catégories ont été retenues.

6.3.1 Temps de parcours

Les indicateurs relatifs aux temps de parcours sont évidemment les plus importants car c'est principalement dans ce domaine qu'un système tel que le SNA devrait apporter un gain à ses utilisateurs. Idéalement, la mesure du temps mis par un véhicule pour rallier une origine à une destination à une heure donnée semble un indicateur pertinent pour comparer les différentes catégories d'usagers. Une telle mesure serait toutefois trop variable d'une paire OD à l'autre et serait fortement dépendante de l'heure choisie.

Une approche plus générique est donc souhaitable. C'est pourquoi c'est le choix du temps moyen passé sur le réseau par les véhicules de chacune des catégories qui a été retenu. Etant donné que l'affectation d'un véhicule à une catégorie d'usagers se fait de manière purement aléatoire à son entrée sur le réseau, il est justifié de penser que la distribution des véhicules d'une même catégorie entre les paires OD de la matrice est similaire pour chaque catégorie. Cette affirmation n'est cependant vraie que si un nombre suffisant de répliques (runs) est effectué, minimisant par la même la composante stochastique du simulateur. Par conséquent, le temps moyen passé sur le réseau (qui peut être assimilé à un temps de parcours moyen) est calculé sur la base de vingt répliques pour des ER plus grand ou égal à 10 ‰ et sur quarante répliques pour des ER inférieurs. L'augmentation du nombre de répliques dans ce deuxième cas se justifie par la grande variabilité des performances des véhicules équipés lorsque leur proportion est très faible.

Pour différencier les performances en fonction de l'heure, une discrétisation du temps simulé en périodes statistiques de quinze minutes est réalisée. Un temps de parcours moyen étant alors calculé pour chacune de ces périodes.

6.3.2 Distances

La distance parcourue par les véhicules peut également être un indicateur intéressant. D'abord parce qu'à titre individuelle, elle influence la consommation

d'essence et donc de dépense pour le propriétaire du véhicule, ensuite parce qu'à un niveau global elle influence le niveau de pollution du réseau.

Comme pour les temps de parcours, la distance moyenne parcourue par les véhicules sur le réseau peut être considérée comme représentative si un nombre suffisant de réplique est effectué. De même, un indicateur permettant d'analyser l'évolution temporelle de cette moyenne de distance parcourue est souhaité.

6.3.3 *Type de routes utilisées*

Ce troisième indicateur répond à une demande d'ordre plus politique et social. En effet, la distribution des flux de trafic entre les différents niveaux hiérarchiques du réseau routier ne permet pas seulement de tirer des enseignements sur la pertinence des modèles d'affectation choisis. Elle offre également la possibilité de mesurer l'influence de certains paramètres - comme la catégorie d'usagers ou le taux d'équipement - sur la fréquentation des routes de dessertes (zones 30 km/h, zones résidentielles,...).

Dans cette optique, deux indicateurs différents ont été utilisés: le premier montre comment la distance moyenne parcourue par les véhicules se distribue entre les différents types de routes alors que le second indique le nombre total de kilomètres parcourus sur chaque types de routes.

Pour le modèle "centre-ville" (comme indiqué au § 9.2.1.1), le réseau est décomposé en quatre types de routes:

- les "arterials" (artères)
- les "urban roads" (routes principales)
- les "streets" (rues)
- les "streets 30" (zones 30 km/h)

6.4 Scénario habituel

Ce premier scénario traite du cas où les conditions de trafic sont semblables à un jour "type": aucun incident ne vient perturber les flux de trafic. Comme indiqué ci-dessus, les résultats obtenus concernent des séries de 20 ou 40 répliques.

6.4.1 Analyse des temps de parcours

6.4.1.1 Constatations générales

Les temps de parcours moyen mesurés pour chaque ER et chaque catégorie d'utilisateurs sont présentés à la Figure 46.

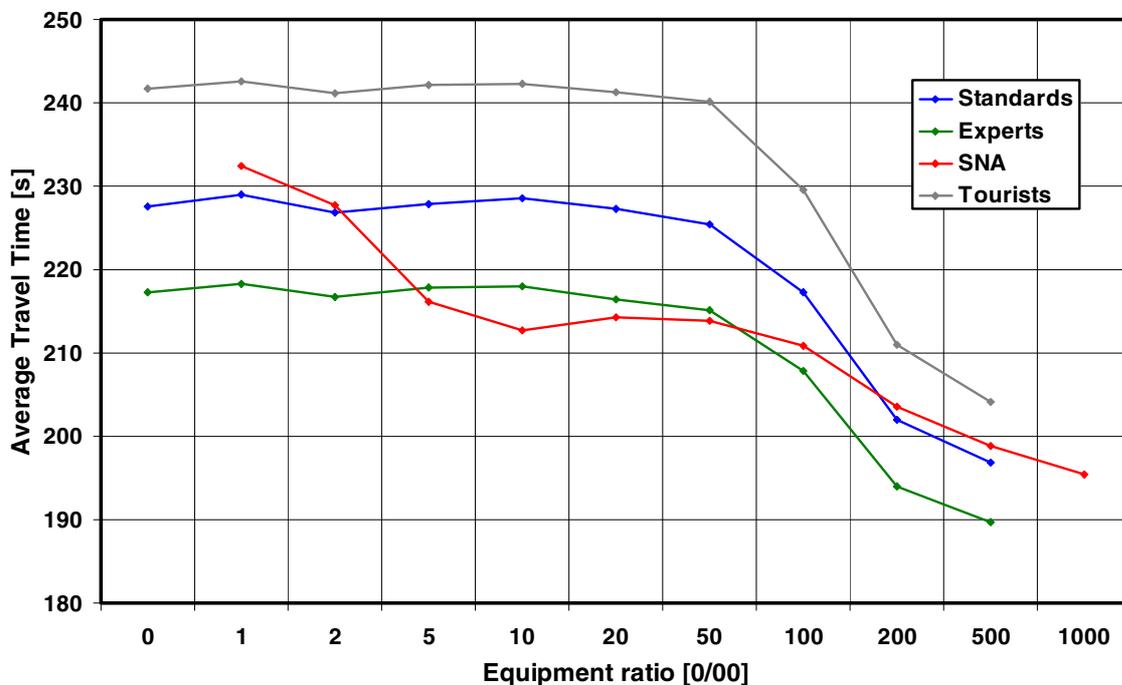


Figure 46: Temps de parcours moyen par catégorie d'utilisateur et par taux d'équipement

Ce graphique permet de constater que la différence de connaissances entre les différentes catégories d'utilisateurs, proposées par le modèle d'affectation décrit au § 5.3.5, implique bien une différence de performance. Ainsi, lorsque aucun véhicule guidé (SNA) n'est présent sur le réseau, les experts mettent en moyenne 24 secondes de moins que les touristes pour traverser le réseau, ce qui représente une différence relative de l'ordre de 10%. Les performances des utilisateurs standards se trouvent à peu près à mi-chemin entre les autres catégories.

Taux d'équipement faible (1 à 10 ‰)

Concernant les performances des véhicules équipés, ces résultats confirment un des enseignements obtenus lors de l'analyse paramétrique: ils montrent qu'avec un ER de seulement 1 ‰, le temps de parcours des véhicules guidés (SNA) est

sensiblement meilleur que celui des touristes (-4%) alors qu'à partir de 2 ‰, il est déjà au niveau des usagers standards.

Un des enseignements de ce graphique est que, déjà avec un taux d'équipement de 5 ‰, les véhicules équipés du SNA mettent moins de temps que les usagers experts pour effectuer leur trajet. Il faut rappeler que dans des conditions de trafic habituelles, seule une bonne connaissance des conditions particulières du jour permet d'obtenir des meilleurs résultats que ceux enregistrés par les usagers experts. Cette différence devient évidente lorsque le taux atteint les 10 ‰.

Taux d'équipement moyen (10 à 100 ‰)

Pour des ER supérieurs à 10 ‰ et jusqu'à 100 ‰, une stagnation des performances des véhicules guidés est observée. L'hypothèse la plus probable pour expliquer ce phénomène est que, jusqu'ici, ces véhicules avaient tendance à utiliser des itinéraires moins "conventionnelles" que ceux des autres usagers, en empruntant notamment ce que l'on appelle communément des "raccourcis". Le problème est qu'à partir d'un certain taux de véhicules guidés, leur trop grande concentration sur ce type d'itinéraires implique une gêne mutuelle qui ne permet plus d'exploiter pleinement leurs avantages. Parallèlement à cette stagnation, on constate une faible – mais visible - diminution des temps de parcours des autres catégories d'usagers: il s'agit d'une conséquence directe de l'hypothèse émise ci-dessus: plus le nombre de véhicules ayant tendance à délaisser les itinéraires "conventionnels" est important, plus les conditions de trafic sur ces itinéraires permettront de les parcourir plus rapidement.

Taux d'équipement élevé (100 à 1000 ‰)

A partir de 100 ‰, la forte présence de véhicules équipés se concrétise par une baisse marquée des temps de parcours globaux ce qui représente un résultat très positif en soi. Par contre, il est, à première vue, surprenant de constater que les temps de parcours des véhicules guidés redeviennent supérieurs à ceux des experts, voir des standards. Ce constat doit être nuancé en rappelant qu'une définition d'arcs *out* n'est pas optimale pour des taux d'équipements élevés.

Un deuxième élément est à prendre en compte: ces taux d'équipements élevés induisent une excellente connaissance des conditions de trafic actuelles et pousse ainsi les véhicules guidés à constamment réadapter leurs itinéraires pour chercher à gagner du temps. Comme ils sont nombreux à réagir ainsi, une certaine inertie d'oscillation entre les itinéraires est créée. Il s'agit du phénomène de *flip flop* déjà rencontré pour l'affectation de trafic réactive (très proche du problème traité ici). Ce phénomène peut être visualisé sur l'interface graphique de AIMSUN où, pour une paire d'OD choisie, l'itinéraire optimal des véhicules guidés change presque à chaque réactualisation. Les trajets ainsi effectués - passant sans cesse d'un itinéraire optimal à l'autre - ne s'avèrent finalement pas optimaux. C'est face à ce type de situation que des outils tels que le TDSPA (5.2.3.1) et la prévision anticipative (4.5.1) pourrait amener une amélioration sensible des performances du SNA. Ecartée pour ces faibles apports au niveau de la qualité d'estimation de temps de parcours, l'utilisation de moyennes mobiles – décrites au § 4.3.8 – pourrait également permettre de réduire ce phénomène de *flip flop*. L'utilisation de ces outils pour améliorer les performances du SNA pour un taux d'équipements élevé constitue un axe de recherche à approfondir.

On terminera l'analyse de cette figure en faisant remarquer que si les valeurs de gains de temps observés peuvent sembler dérisoires (de l'ordre de la dizaine de secondes), il faut les relativiser en prenant en considération la faible taille du réseau "centre-ville".

6.4.1.2 Evolution dans le temps

L'étude de l'évolution dans le temps des temps de parcours moyens apporte des enseignements supplémentaires. La Figure 47 présente cette évolution pour le cas d'un taux d'équipement de 50 ‰.

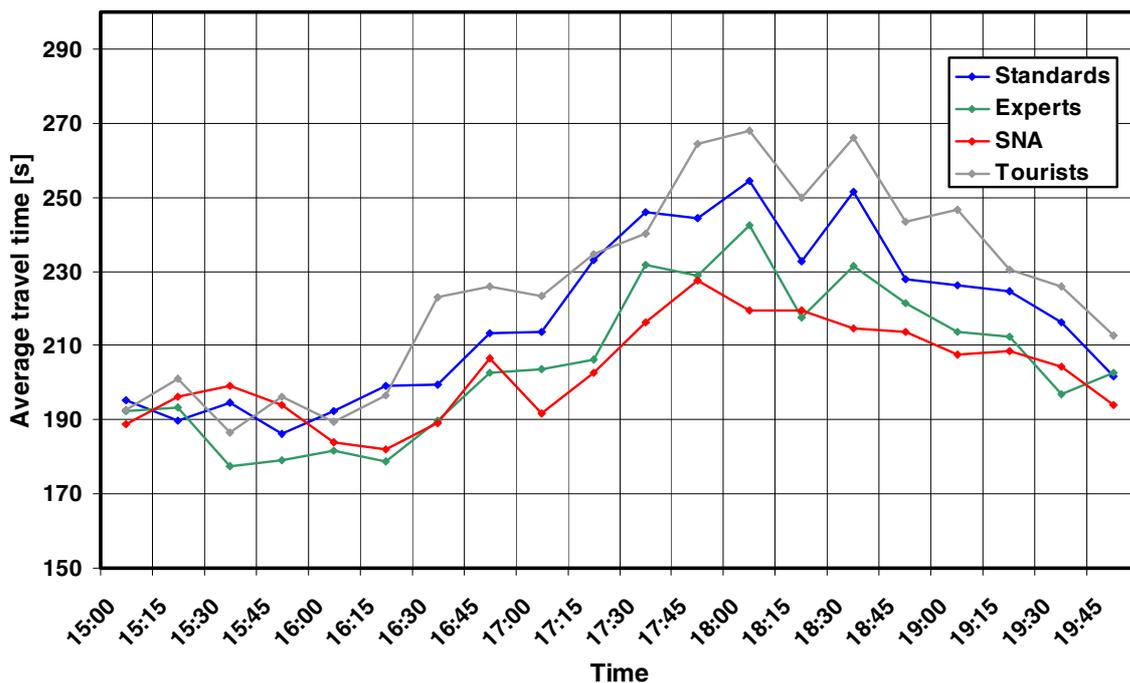


Figure 47: Evolution des temps de parcours moyens de chaque catégorie d'utilisateurs pour un ER de 50 ‰

Cette figure montre que c'est principalement durant l'heure de pointe que les véhicules équipés du SNA gagnent du temps par rapport aux autres usagers. Cela s'explique par le fait que, pour cette période de la journée, les conditions de trafic sont plus variables d'un jour à l'autre que pour des périodes moins chargées. Par conséquent, l'apport d'informations sur les temps de parcours enregistrés le jour même permet un choix d'itinéraire plus pertinent durant l'heure de pointe alors que cet apport est moins valorisé pendant les heures creuses.

On constate également que le SNA présente de mauvaises performances durant les premières périodes statistiques. En début de simulation, le potentiel des réseaux de neurones ne peut être utilisé au maximum étant donné qu'ils ne disposent pas des valeurs passées nécessaires (il faudrait 3 AP en arrière). Il s'agit donc ici d'un effet de bord du modèle qui ne correspond pas la réalité.

6.4.2 Analyse des distances parcourues

L'analyse des distances parcourues permet de confirmer certaines explications préalablement proposées. Les résultats sont illustrés par la Figure 48.

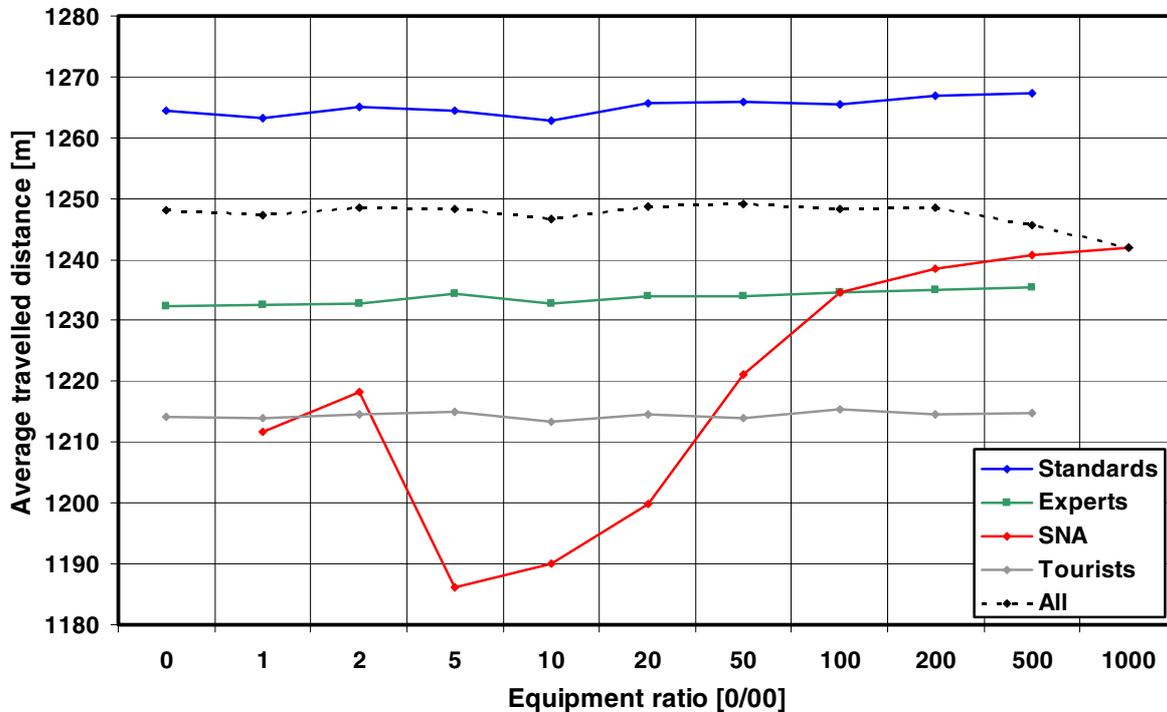


Figure 48: Distance moyenne parcourue par catégorie d'utilisateur et par taux d'équipement

Les véhicules non guidés parcourant le moins de distance sont les touristes. Ces usagers choisissent l'itinéraire le plus direct, sans prendre en considération les conditions de trafic, ce que prouvent leurs temps de parcours élevés (Figure 46). Les erreurs d'appréciations du profil historique des usagers standards les conduisent à parcourir des trajets trop longs en comparaison de ceux des experts. Ces derniers ont donc trouvé le juste milieu.

L'évolution de la distance parcourue par les véhicules équipés du SNA confirme les explications données précédemment:

Taux d'équipement faible (1 à 10 ‰)

Pour des ER de 1 ou 2 ‰, le niveau de connaissance limité des conditions de trafic implique que les itinéraires des véhicules équipés ont une longueur similaire à ceux des touristes. Lorsque l'ER atteint les 5 à 10 ‰, la distance parcourue est alors la plus faible, ce qui confirme l'explication selon laquelle les véhicules équipés emprunteraient des "raccourcis" pour gagner du temps.

Taux d'équipement moyen (10 à 100 ‰)

Les ER compris entre 10 à 100 ‰ correspondent à une phase de stabilisation des temps de parcours qui, en termes de distances parcourues, correspond à une phase d'augmentation. Cette observation souligne que la gêne mutuelle croissante des

véhicules équipés les conduit à utiliser d'autres itinéraires, plus longs cette fois. Cette augmentation des distances parcourues qui compense la meilleure qualité de l'estimation des temps de parcours explique donc la stagnation de ces derniers.

Taux d'équipement élevé (100 à 1000 ‰)

Pour des ER dépassant les 100 ‰, les distances parcourues n'évoluent plus beaucoup. On peut en conclure que les oscillations observées lors de l'analyse des temps de parcours se faisant entre des itinéraires de longueurs semblables, le passage de l'un à l'autre n'entraînant aucune augmentation de la longueur du trajet finalement réalisé.

6.4.3 Analyse des types de routes utilisés

Le Tableau 9 présente les quatre types de routes en termes de proportion de la longueur totale du réseau et de proportion des distances parcourues. Il permet de constater que le taux d'utilisation des routes de niveau hiérarchique élevé (Arterial et Urban Road) est nettement supérieur à la proportion du réseau qu'elles représentent. Le constat inverse est également fait pour les routes à faible niveau hiérarchique. Sans grandes surprises, ces résultats permettent de confirmer le bon fonctionnement du modèle de simulation

Tableau 9: Vue globale du niveau d'utilisation des type de routes (ER=10)

	Proportion de la longueur totale du réseau [%]	Proportion des distances parcourues [%]
Arterial	42.46	59.00
Urban Road	15.96	24.57
Street	32.58	14.80
Street 30	8.98	1.61

La comparaison par catégories d'usagers de cette distribution des distances parcourues sur les différents types de routes est plus intéressante. Ces proportions sont représentées à la Figure 49 pour le cas d'une demande en trafic avec un taux de véhicules équipés du SNA de 10 ‰.

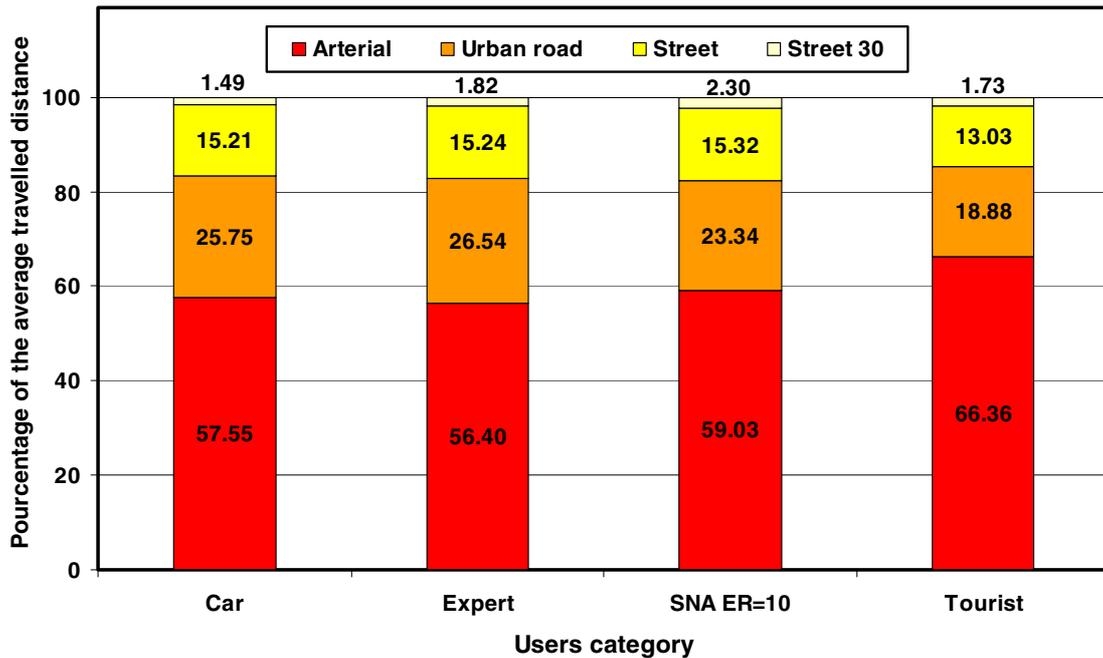


Figure 49: Distributions de la distance parcourue entre les types de routes en fonction de la catégorie d'usagers

Les différences qui existent entre les catégories d'usagers sont faibles: seuls les touristes se démarquent un peu avec une utilisation plus importante des "arterials" au détriment des trois autres catégories et notamment des "urban roads". Ce résultat est tout à fait conforme aux attentes.

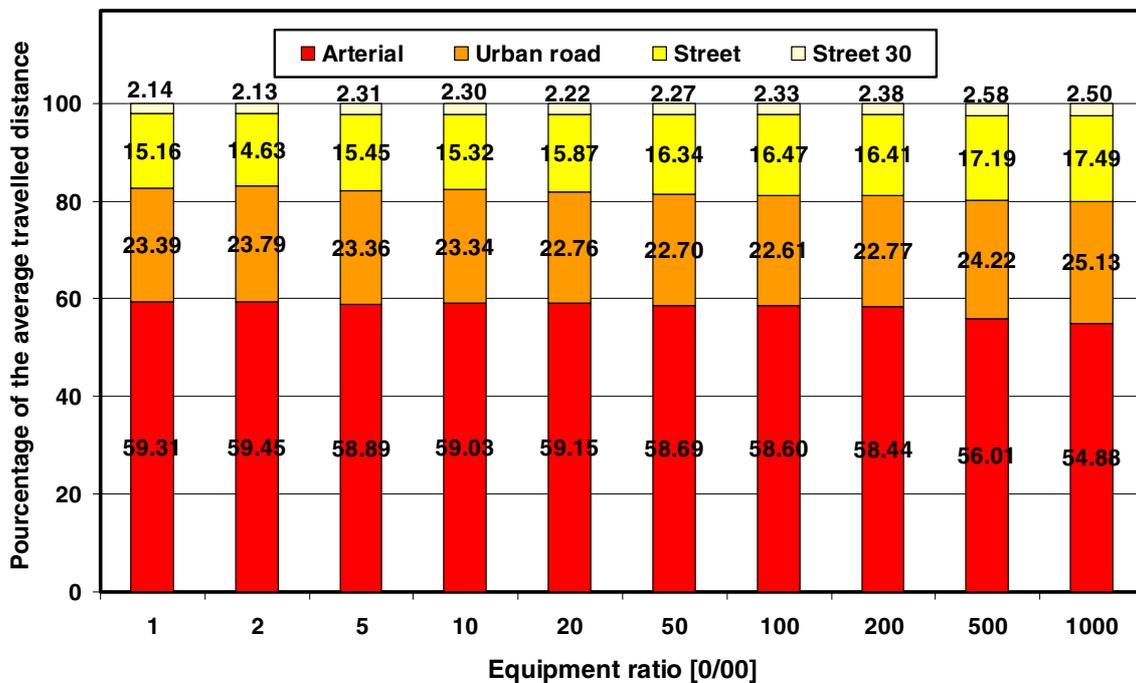


Figure 50: Distributions de la distance parcourue par les véhicules équipés du SNA entre les types de routes pour différentes valeurs d'ER

Les véhicules équipés du SNA (ER=10 dans ce cas) présentent la particularité d'une utilisation sensiblement plus élevée des "street 30" en comparaison des autres usagers. De manière générale, ces chiffres montrent cependant que ces usagers n'utilisent pas de manière exagérée (2,3 %) les routes à faible capacité dans le but de gagner du temps par rapport aux autres usagers.

On pourrait néanmoins se demander comment cette distribution évolue pour les véhicules équipés en fonction du taux d'équipement, ce qu'illustre la Figure 50.

Celle-ci montre des faibles variations d'utilisation des différents types de routes. On note toutefois que plus l'ER est grand, plus un transfert des "arterials" vers les trois autres catégories s'opère. Concernant l'utilisation des "street 30", elle passe rapidement de 2.14 à 2.30 % avant de stagner jusqu'à un ER de 200 ‰. Au-delà, cette proportion augmente jusqu'à 2.50 %.

D'un point de vue politique et social, l'indicateur le plus important est le taux d'augmentation de la fréquentation des routes "street 30" en fonction de l'ER. Les valeurs de cet indicateur, illustrées à la Figure 51, montrent qu'aucune augmentation notable n'est à attendre en dessous d'un taux d'équipement de 50 ‰.

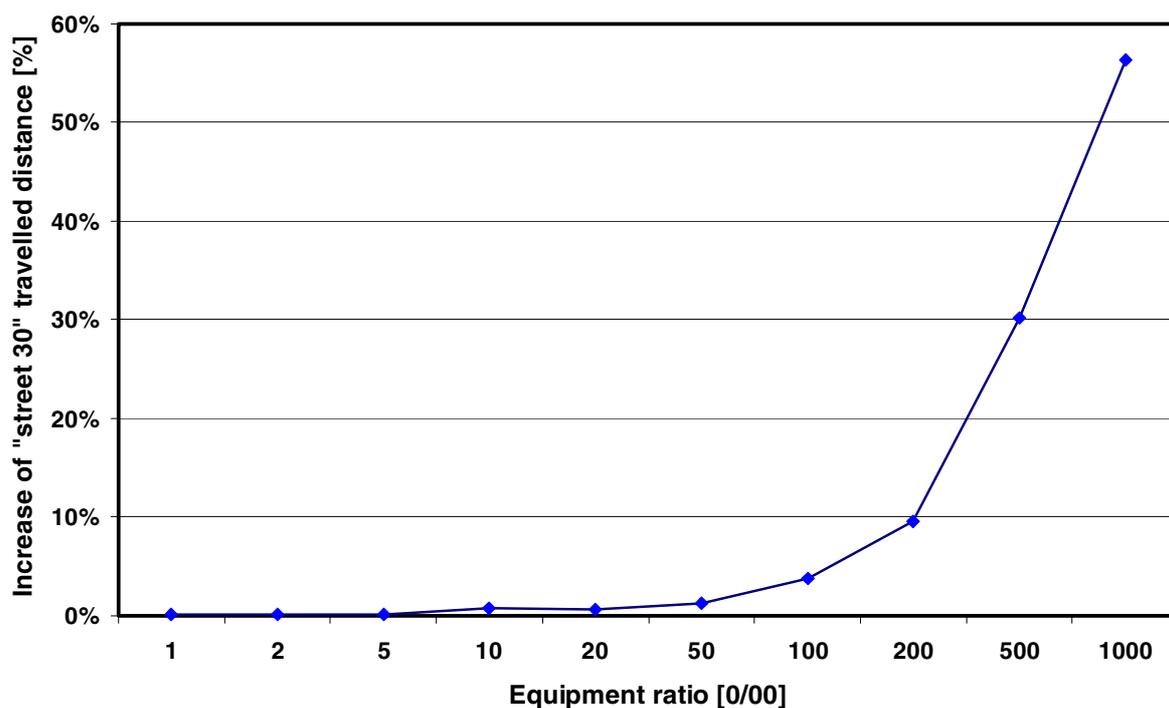


Figure 51: Augmentation, en pourcent, du nombre de kilomètres parcourus sur les routes de type "street 30"

6.5 Scénario avec incident

Ce deuxième scénario traite du cas où un incident perturbe l'écoulement "habituel" du trafic sur le réseau. Le but de cet exercice est d'évaluer les réactions des véhicules équipés dans une situation de trafic "inhabituel". Les paramètres du SNA sont identiques au cas précédent.

Cet incident est modélisé en coupant la circulation sur un axe important du réseau centre-ville entre 17h00 et 17h15. S'agissant du début de l'heure de pointe, les conséquences de cette coupure se font ressentir durant plus de deux heures, créant ainsi une longue période où les temps de parcours d'arcs diffèrent nettement de ceux du profil historique. L'emplacement de cette coupure à la rue centrale à Lausanne, sous le pont Bessières, est marqué d'un cercle rouge sur la Figure 52.

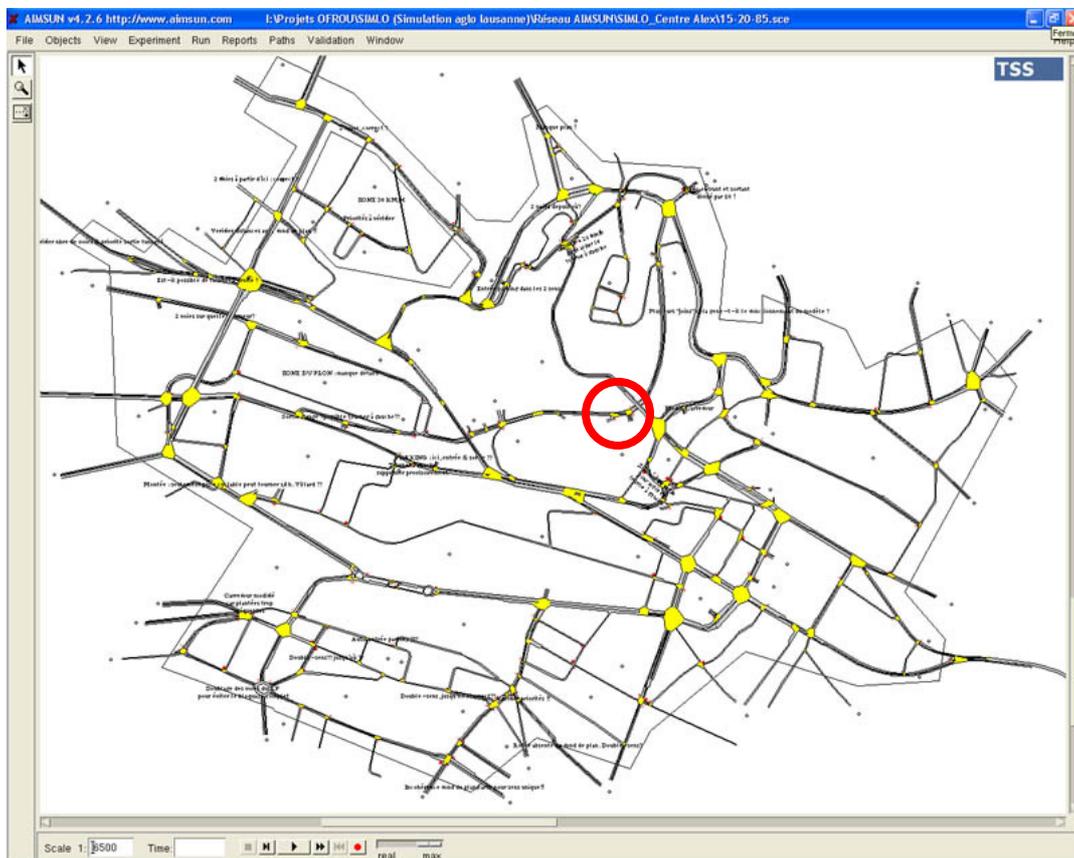


Figure 52: Emplacement de l'incident (cercle rouge) sur le réseau "centre-ville" de Lausanne

6.5.1 Valeur d'alarme

Comme montré au § 4.3.12, un des problèmes majeur de l'acquisition des temps de parcours par FCD est le cas du véhicule bloqué dans une congestion et ne pouvant atteindre la fin de l'arc dans un temps raisonnable. Ce même paragraphe a présenté une solution pour y remédier: l'utilisation de valeurs d'alarmes. Dans le cas retenu ici, la technique suivante est appliquée: si un véhicule reste bloqué sur un arc durant plus de 180 secondes alors que le temps historique pour le parcourir (EHLT) est inférieur à cette durée, il émet un signal d'alarme de niveau 1 au MTS. Ce dernier

affecte alors à l'arc en question une valeur de 180 secondes pour l'ELT. Si, au terme d'une deuxième période de 180 secondes, le véhicule n'est toujours pas sorti de l'arc, il envoie un signal d'alarme de niveau 2. Le MTS affecte alors une valeur de $2 \times 180 = 360$ secondes à l'ELT, et ainsi de suite. Si plusieurs véhicules envoient des messages depuis le même arc, c'est la valeur d'alarme la plus haute qui est utilisée.

L'effet de ces messages envoyés au MTS est illustré par la Figure 53. Elle montre l'évolution des ELT estimés par le SNA (en rose) pour l'arc sur lequel se produit l'incident. La Figure 74 (en annexe) illustre l'interface graphique permettant de contrôler l'envoi de ces messages d'alarme.

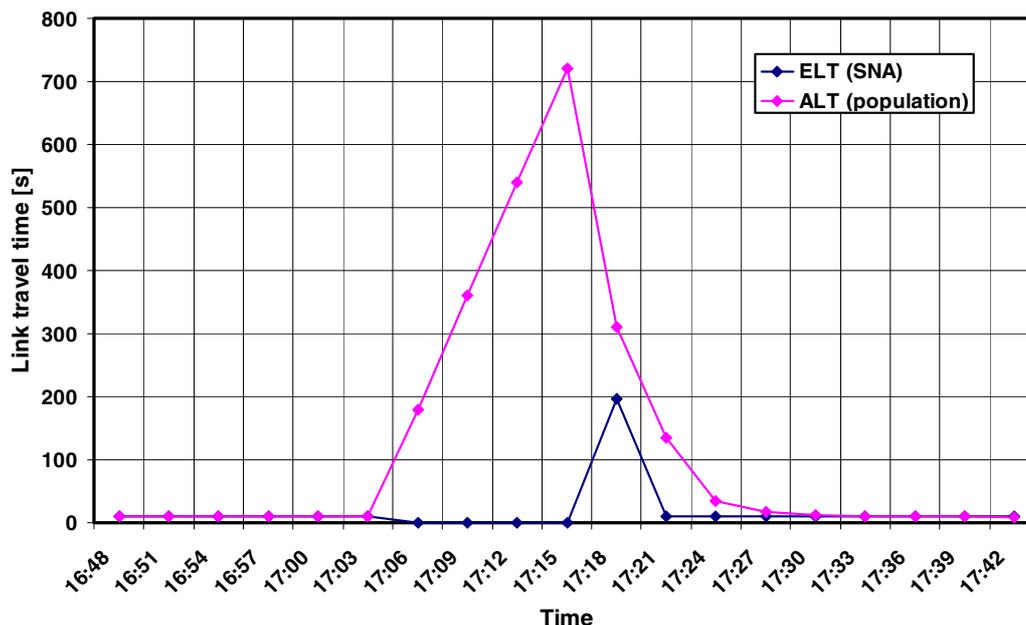


Figure 53: Temps de parcours d'arc estimé par le SNA (échantillon) et mesuré par AIMSUN (population) lors de l'occurrence d'un incident

6.5.2 Analyse des temps de parcours

La période durant laquelle la situation du trafic diffère d'une situation habituelle varie d'une simulation à l'autre et surtout d'un taux d'équipement à l'autre. Par conséquent, comparer des mesures de temps de parcours moyennées sur toute la période de simulation n'apporte pas une vision objective de l'apport du SNA. Une analyse prenant en compte l'évolution de la situation en cours de simulation paraît donc plus appropriée.

Evolution dans le temps

A titre d'exemple, la Figure 54 présente les moyennes obtenues sur 20 simulations pour un taux d'équipement de 100 ‰.

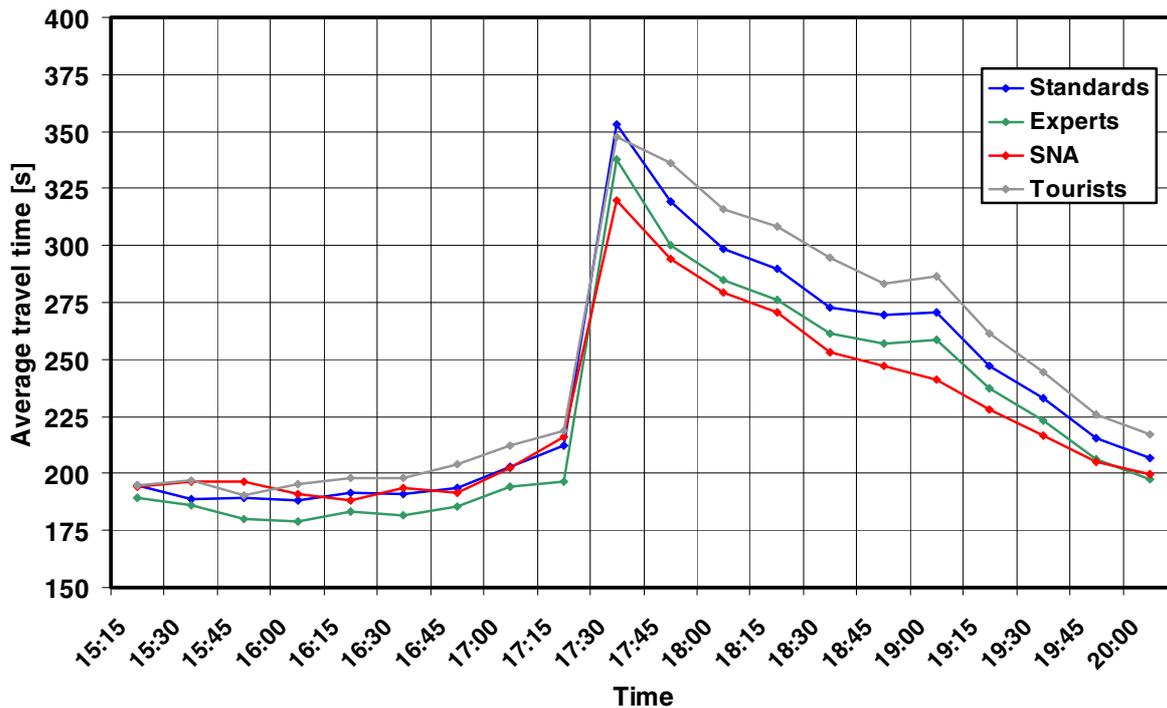


Figure 54: Evolution des temps de parcours moyens des quatre catégories d'usager dans le cas d'un incident survenant à 17h00 (ER=100 ‰)

On observe nettement les répercussions liées à la coupure de la rue Centrale entre 17h00 et 17h15. Les statistiques portent sur les mesures de temps de parcours des véhicules au moment où ils sortent du réseau, ce qui explique le décalage entre l'heure de l'incident et le pic des temps de parcours (17h30).

Jusqu'au moment de l'incident, soit dans des conditions "habituelles" de trafic, les temps de parcours des véhicules équipés sont similaires à ceux des usagers standards. Ce constat change pour la période qui suit l'incident: ce sont alors les véhicules équipés du SNA qui gèrent le mieux les nouvelles conditions auxquelles ils sont soumis. Leurs temps de parcours sont systématiquement inférieurs à ceux des usagers experts. La Figure 46 montrait que pour un taux d'équipement de 100 ‰, les performances des véhicules équipés étaient moins bonnes que celles des usagers experts. On peut par conséquent déduire que l'apport du SNA est plus grand en cas d'incident que dans des situations "habituelles" de trafic.

On note encore que pour la dernière période statistique de la simulation, le temps de parcours des experts est à nouveau le plus faible, ce qui laisse penser que la situation est redevenue "habituelle".

Distances parcourues

L'étude des distances parcourues permet de mieux comprendre comment les véhicules équipés du SNA ont réagi à l'apparition de nouvelles conditions de trafic. Ces distances sont représentées à la Figure 55.

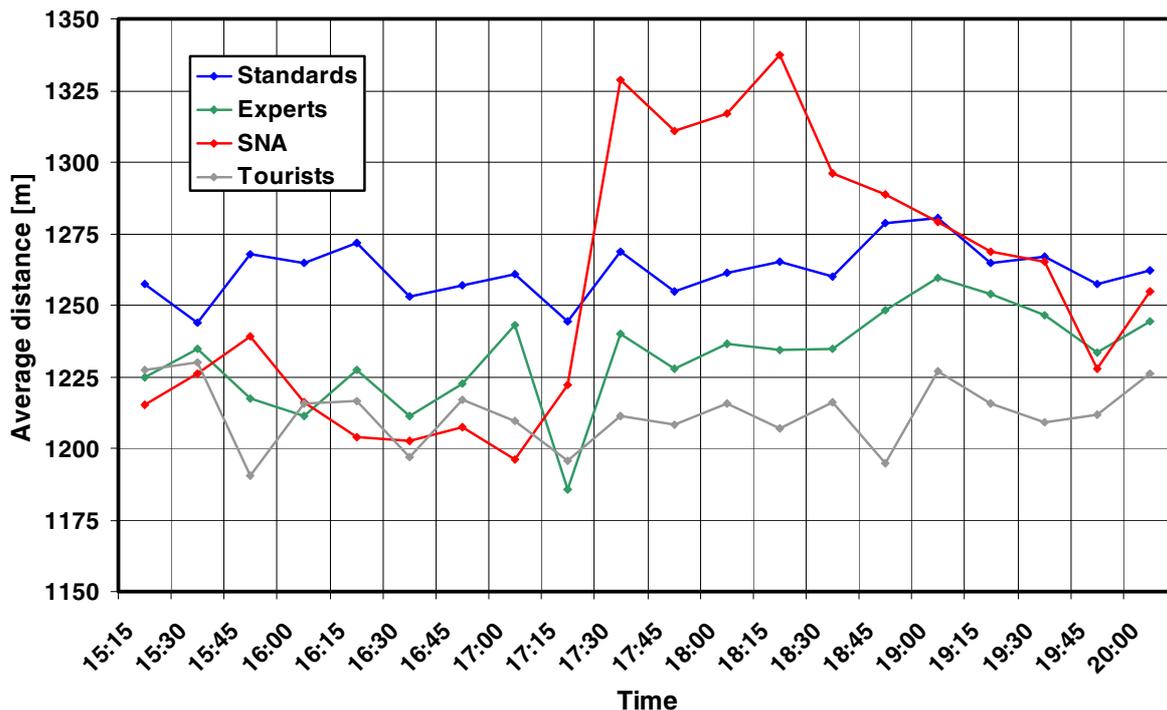


Figure 55: Evolution des distances parcourues pour les quatre catégories d'utilisateur et dans le cas d'un incident survenant à 17h00 (ER=100‰)

Jusqu'au moment de l'incident, la forme de ces quatre courbes est conforme à une situation "habituelle". Passé 17h00, seuls les véhicules équipés du SNA changent leurs comportements. Une nette augmentation des distances qu'ils parcourent est alors constatée. Cette augmentation illustre le fait que les véhicules équipés, informés de la présence d'une zone perturbée au centre du réseau, choisissent des itinéraires leur permettant de contourner la zone incriminée, même si ces itinéraires sont plus longs que ceux qui auraient été empruntés en condition "habituelles". Ils sont en revanche plus rapides (voir Figure 54).

L'hypothèse d'un retour à une situation "habituelle" en fin de simulation est confirmée par les valeurs des distances parcourues par les véhicules équipés. Celles-ci sont en effet à nouveau conformes à des conditions de trafic habituelles pour les périodes statistiques de 19h45 et 20h00.

Les limites de performance du SNA

Comme plusieurs fois mentionnés dans cette étude, la particularité du SNA est que les véhicules guidés sont également ceux qui mesurent les conditions de trafic (via les temps de parcours). Cette caractéristique joue un rôle important dans le cas d'une situation "inhabituelle" telle qu'enregistrée ici.

Pour illustrer les inconvénients liés à cette particularité – qui est d'ailleurs d'autant plus marquée que le taux d'équipement est faible- l'observation d'une simulation (et non d'une moyenne sur 20 runs) pour un taux d'équipement de 10‰ est présentée à la Figure 56.

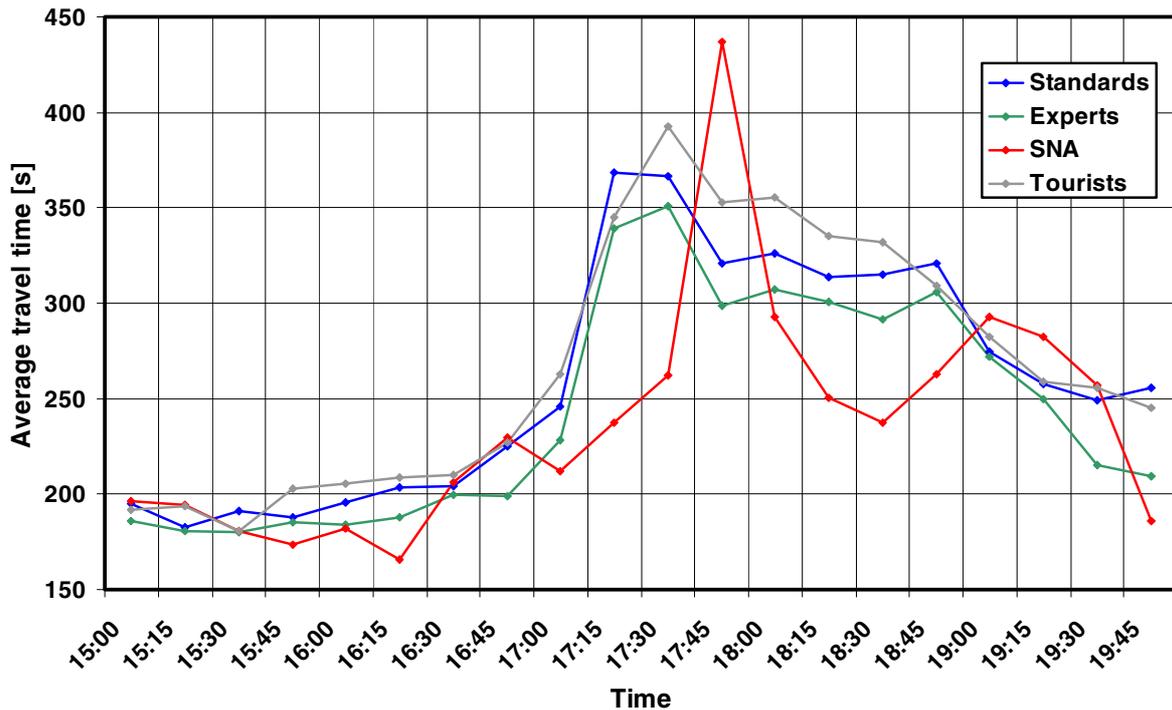


Figure 56: Evolution des temps de parcours moyens des quatre catégories d'utilisateur dans le cas d'un incident survenant à 17h00 ($ER=10^{0/100}$)

Les résultats de cette simulation montrent que les véhicules équipés du SNA réagissent, dans un premier, très bien aux nouvelles conditions de trafic induites par l'incident de la rue Centrale. En effet, les mesures enregistrées à 17h15 et 17h30 montrent un gain de temps important pour ces véhicules. Elles sont par contre immédiatement suivies d'une mesure - à 17h45 - dénotant une importante perte de temps.

Ce constat laisse supposer que le SNA n'a pas réalisé une bonne estimation des temps parcours, entraînant par là même un guidage des véhicules non adaptés aux conditions réelles de trafic. Ce manque de précision vient du fait que les véhicules équipés, évitant la zone perturbée pour gagner du temps, fréquentent nettement moins les arcs congestionnés. Le taux des véhicules mesurant des temps de parcours dans cette zone devenant plus faible que le taux d'équipement, la qualité de l'estimation est alors diminuée. Ce fait est logiquement accentué pour de faible ER. Cela peut se traduire concrètement par deux phénomènes, se combinant généralement en présence d'un nombre élevés d'arcs congestionnés:

- Ne recevant plus de temps de parcours ni de message d'alarmes pour certains arcs, le SNA applique les méthodes de substitution habituelles. Si ces dernières ramènent trop rapidement les valeurs d'ELT vers des valeurs "habituelles", le SNA va recommencer à proposer aux véhicules équipés des itinéraires empruntant ces arcs. Au cas où le niveau de congestion de ces arcs n'a pas réellement diminué, une perte de temps pour les véhicules équipés s'en suivra.
- A l'inverse, si les méthodes de substitutions mettent trop de temps à ramener les valeurs d'ELT à la normale, le SNA va continuer à guider les véhicules

équipés sur des itinéraires de contournement, alors même que les itinéraires "habituels" sont redevenus plus performants.

L'observation visuelle - durant la simulation - des conditions de trafic sur le réseau porte à croire que se sont avant tout des phénomènes du premier type qui ont conduit au pic de 17h45 (Figure 56). A défaut de leur faire gagner du temps, le renvoi d'une partie des véhicules guidés dans les zones congestionnées a permis d'obtenir une réactualisation des valeurs de temps de parcours. Il s'en suit une redirection des véhicules équipés sur les itinéraires de contournement, visible par une nouvelle baisse de temps de parcours sur la Figure 56. L'apparition d'une nouvelle hausse (certes moins marquée) enregistrée à 19h00 semble montrer que ce phénomène est cyclique.

Il est nécessaire de préciser que ces observations peuvent radicalement changer d'une simulation à l'autre. En effet, pour un faible taux d'équipement, le nombre et l'emplacement des arcs sur lesquelles circulent des véhicules équipés devient très variable. Le comportement du SNA dans les périodes suivant l'incident dépendant fortement de la situation des véhicules équipés sur le réseau, les résultats peuvent donc grandement varier d'un jour (run) à l'autre.

Une meilleure complémentarité entre les méthodes de substitution et la technique des valeurs d'alarmes - afin de diminuer l'effet de ces phénomènes – mériterait certainement de faire l'objet de recherches complémentaires. Il faut toutefois admettre qu'il s'agit belle et bien là d'une limitation des performances du SNA. Seul l'apport additionnel de données trafic provenant de détecteurs - comme les boucles inductives - permettrait de diminuer nettement ces effets négatifs. Il ne s'agirait plus alors d'un système auto-alimenté...

6.6 Synthèse

Ce dernier chapitre a permis d'évaluer les performances attendues de l'utilisation du SNA, autant pour les véhicules équipés que pour la totalité du trafic. Pour ce faire, il s'appuie sur les résultats de simulations effectués sur le réseau "centre-ville" de Lausanne.

Dans un premier temps, le cas où les conditions de trafic sont similaires à un jour "type" est abordé. Il permet de montrer qu'avec un taux d'équipement de seulement 1 à 2 ‰ les temps de parcours expérimentés par les véhicules équipés sont déjà similaires à ceux des usagers standards. Lorsque ce taux atteint les 10 ‰ le gain de temps par rapport aux autres usagers est alors maximal. Les distances plus faibles parcourues par les véhicules équipés laissent à penser qu'ils empruntent des "raccourcis" pour éviter certains points d'attente le long des itinéraires conventionnels. Une augmentation de ce taux d'équipement implique cependant une trop forte concentration de véhicules guidés sur ces "raccourcis" entraînant une stagnation de leur gain de temps. Enfin, pour des taux d'équipement supérieurs à 100 ‰, des phénomènes de *flip flop* apparaissent alors dans le choix d'itinéraires des véhicules équipés les empêchant d'atteindre des performances idéales. Il est également important de noter que l'augmentation du taux d'équipement implique de manière systématique une diminution des temps de parcours globaux, cet effet se faisant sentir à partir d'un taux de 10 à 20 ‰. On notera pour finir que les différences de temps enregistrées se sont avérées faibles en raison de la taille limitée du réseau "centre-ville". Ces enseignements devraient donc être confirmés par l'étude d'un réseau plus large comme celui de l'ensemble de l'agglomération de Lausanne.

Après une description du fonctionnement pratique de la technique des valeurs d'alarme (dont le principe est décrit au § 4.3.12), l'analyse d'un cas avec incident a été réalisée. Pour ce faire, le blocage d'un axe central durant quinze minutes a été simulé. Les performances des véhicules équipés du SNA se sont montrées meilleures - en comparaison des autres usagers - que dans le scénario d'un jour "habituel". Leurs capacités à réagir aux nouvelles conditions de trafic ont été mises en évidence par l'étude des distances parcourues. Dès l'occurrence de l'incident, les véhicules équipés empruntent en effet des itinéraires permettant de contourner la zone congestionnée, augmentant certes les distances parcourues mais leur permettant de gagner du temps.

Dans ce cas de figure, une limite aux performances du SNA a été mise en évidence. Le report du trafic des véhicules équipés sur des itinéraires n'empruntant plus la zone congestionnée peut, surtout si le taux d'équipement est faible, entraîner un manque de réactualisation des temps de parcours dans cette zone. Suivant le comportement des méthodes de substitution alors appliquées, les véhicules guidés peuvent se voir redirigés dans cette zone alors même que la situation ne s'y est pas améliorée. Il s'agit ici clairement d'une conséquence de la combinaison, à bord des mêmes véhicules, du guidage dynamique et de la récolte de données.

7. Conclusions

7.1 Le concept du système de navigation auto alimenté et ses performances attendues

Cette étude présente le concept innovant d'un système de navigation auto-alimenté (SNA) résultant de la combinaison de la technique de récolte de temps de parcours par véhicules flottants (FCD) et du système de navigation dynamique (DRG) par ces mêmes véhicules. L'objectif a consisté à proposer une architecture fonctionnelle du SNA, à développer certains de ses composants dans le but d'en améliorer les performances et à évaluer ces dernières sur la base d'une comparaison entre le comportement des véhicules équipés et ceux non équipés sur un réseau réaliste.

Le réseau de type urbain du centre de la ville de Lausanne, puis de l'ensemble de l'agglomération, a été construit, calibré et exploité à l'aide de l'outil de simulation microscopique AIMSUN.

Premier des composants du SNA, l'outil d'estimation des temps de parcours d'arcs à l'aide des mesures des véhicules flottants a fait l'objet d'une attention particulière et d'approches innovatrices. Une analyse désagrégée des temps de parcours d'arc a dans un premier temps permis de mettre en évidence la grande variabilité des mesures de temps de parcours, notamment pour les arcs de réseaux urbains. Cette variabilité étant liée à la qualité d'estimation des temps de parcours moyen, plusieurs solutions techniques sont proposées pour en diminuer l'impact. Le choix d'une période d'agrégation et d'une définition d'arcs adéquate y a notamment contribué.

La problématique des "mesures blanches" (arc sans mesure durant une période d'agrégation) a été mise en évidence et une série de méthodes de substitution a été proposée. Elles se basent notamment sur l'utilisation de profils historiques, de valeurs prédites ou encore d'une combinaison des deux. Une solution combinant de manière adéquate la moyenne des temps de parcours mesurés à celle du profil historique a également été développée. S'appuyant sur un modèle de réseau de neurones, cette solution a permis d'améliorer la qualité de l'estimation pour des taux d'équipements inférieurs à 100 ‰.

L'évaluation de la qualité d'estimation a reposé sur l'usage d'un nouvel indicateur (AIPE). Plutôt que de comparer la moyenne estimée des temps de parcours d'arc à la moyenne « réelle » (de la population des véhicules), l'indicateur développé calcule la moyenne des erreurs d'estimation du temps de parcours d'itinéraire de chaque véhicule ayant traversé le réseau. Une analyse paramétrique a démontré qu'il existe, pour chaque taux d'équipement, une combinaison de paramètres permettant de minimiser l'indicateur AIPE. Elle a également permis de constater qu'une réduction de moitié de la diminution possible de l'erreur d'estimation était atteinte pour un taux d'équipement de 1 ‰ déjà.

Sans présenter d'innovation particulière, l'usage des réseaux de neurones pour la prédiction des temps de parcours d'arc a permis de proposer un outil robuste et

d'application globale (un seul réseau pour tout type d'arc, de période d'agrégation, de taux d'équipement, etc.) présentant des résultats très satisfaisants.

L'affectation des véhicules simulés sur le réseau s'est faite en deux temps. Celui des véhicules équipés a été premièrement abordé en choisissant l'algorithme de calcul du chemin le plus court du simulateur AIMSUN, basé sur une variante de Dijkstra. Il est cependant proposé une série d'approches possibles qui améliorerait les performances du SNA dans ce domaine.

Le modèle d'affectation dynamique des véhicules non guidés a été traité en profondeur. Une analyse critique des modèles existant et notamment de celui proposé par défaut par AIMSUN a permis de relever certaines limites dans leur réalisme. Une variante d'affectation itérative et prédictive a alors été proposée. Elle se base sur une décomposition en trois catégories d'usagers (les standards, les experts et les touristes) dont les connaissances du profil historique et de la topologie du réseau sont différentes.

Ensuite, la comparaison entre les performances des véhicules guidés et non guidés a été réalisée sur la base des mesures de temps de parcours d'itinéraire moyen obtenus par simulation. Les bonnes performances pouvant être attendues d'un SNA sont confirmées pour un taux d'équipement de 1 à 2 ‰. Les temps de parcours des véhicules équipés sont, dans ce cas, similaires à ceux des usagers standards. Les meilleures performances sont toutefois obtenues pour des taux d'équipement de 5 à 50 ‰, taux pour lesquels les véhicules équipés sont plus rapides que les usagers experts. Les distances parcourues par les véhicules guidés étant inférieures à celle des autres véhicules, l'utilisation adéquate de "raccourcis" a été relevée. Pour des taux d'équipement supérieurs à 50 ‰, une gêne mutuelle des véhicules guidés couplée à un changement trop fréquent de leur itinéraire induit un état de flip flop ne leur permettant d'avoir que des performances similaires aux usagers standards. Néanmoins, pour ces taux d'équipements, une nette diminution des temps de parcours globaux est constatée.

La question de la fréquentation des différents types de routes a été traitée et une attention particulière a été portée sur les routes à faible niveau hiérarchique. S'il est vrai que les véhicules guidés utilisent plus souvent ce type de route (environ 2,3 % de leurs kilomètres parcourus contre 1,6 % pour les autres), une augmentation notable du nombre de kilomètres qui y sont parcourus n'est pas à attendre au-dessous d'un taux d'équipement de 50 ‰.

Enfin, les performances du SNA ont été également évaluées dans le cas d'un incident. Si les véhicules équipés gagnent généralement du temps sur les autres usagers, certaines limites de performances ont été constatées. En effet, la détection d'une zone de congestion par le SNA peut impliquer la redirection des véhicules équipés vers d'autres itinéraires. Aucune information n'étant dès lors disponible sur cette zone, les méthodes de substitution sont alors appliquées. Une réorientation des véhicules vers la zone étant toujours congestionnée est possible, entraînant par là même une perte de temps. Il s'agit clairement d'une limitation due au fait que les véhicules transmettant les informations et ceux étant guidés sont les mêmes.

7.2 Axes de recherches complémentaires

Cette étude a régulièrement mis en évidence des approches qui mériteraient de faire l'objet de recherches complémentaires. Ce paragraphe présente les plus importantes:

- Autant pour le modèle de prédiction de temps de parcours d'arc que pour la méthode de combinaison, un entraînement des réseaux de neurones avec des données supplémentaires provenant de scénarii avec incidents serait souhaitable afin qu'ils aient un meilleur comportement dans ce type de cas.
- Si l'approche des moyennes mobiles ne semble pas apporter de réelles améliorations dans le domaine de l'estimation des temps de parcours d'arc, sa prise en compte dans celui du guidage dynamique des véhicules équipés devrait faire l'objet d'une analyse plus approfondie.
- Pour l'affectation des véhicules équipés, la mise en pratique de méthodes telles que les TDSPA (Time Dependent Shortest Path) et les SSPA (Stochastic Shortest Path Algorithm) permettrait d'évaluer les améliorations des performances du SNA qu'elle pourrait entraîner.
- Un travail approfondi sur le calcul des corrélations entre les temps de parcours d'arcs (voire d'itinéraires) serait nécessaire pour proposer une approche probabiliste.
- Une amélioration des règles d'usage des valeurs d'alarmes - notamment une meilleure coordination avec les méthodes de substitution - devrait permettre d'améliorer encore plus les performances du SNA dans les cas d'incident.
- L'utilisation d'un modèle de simulation plus grand - tel que celui de l'agglomération lausannoise - pour valider et affiner les enseignements obtenus dans cette étude serait souhaitable.

8. Bibliographie

1. *AIMSUN 4.2, User Manual*. 2004: Transport Simulation Systems.
2. Abdulhai, B., J.-B. Sheu, and W. Recker, *Simulation of ITS on the Irvine FOT Area Using 'Paramics 1.5' Scalable Microscopic Traffic Simulator, in Phase I: Model Calibration and Validation*. 1999, California PATH Research Report UCB-ITS-PWP-99-7.
3. Adler, J.L., V.J. Blue, and T.L. Wu. *Assessing Network and Driver Benefits From Bi-Objective In Vehicle Route Guidance*. proceedings of *78th TRB Annual Meeting*. 1999: TRB.
4. Antoinisse, R.W., A.J. Daly, and M. Ben-Akiva, *Highway Assignment Method Based on Behavioral Models of Car Driver's Route Choice*. Transportation Research Record, 1989. **1220**: p. 1-11.
5. Barcelo, J. and J. Casas. *Methodological notes on the calibration and validation of microscopic traffic simulation models*. proceedings of *Transportation Research Board Conference*. 2004. Washington, D.C.
6. Barcelo, J., et al. *Modelling Advanced Transport Telematic Applications with Microscopic Simulators*. proceedings of *10th European Simulation Symposium*. 1998: Society for Computer Simulation International.
7. Barcelo, J., et al. *Modelling Advanced Transport Telematic Applications with Microscopic Simulators: The Case of AIMSUN*. proceedings of *10th European Simulation Symposium*. 1998: Society for Computer Simulation International.
8. Barcelo, J. and J.-L. Ferrer, *A simulation study of an area of Dublin using the AIMSUN2 simulator*. 1995, Department of statistics and Operation Research, Universitat Politecnica de Catalunya: Barcelona.
9. Ben Akiva, M., et al. *Integrated Simulation framework for evaluating dynamic management systems*. proceedings of *1st World Congress on Application of Transport Telematics and Intelligent Transportation Systems*. 1998.
10. Bishop, C.M., *Neural Networks for Pattern Recognition*. 1995, New York, NY, USA: Oxford University Press, Inc. 482.
11. Bonsall, P. and M. Joint, *Driver Compliance with Route Guidance Advice: The Evidence and Its Implications*. Society of Automotive Engineers, 1991(Oct): p. 47-59.
12. Bottom, J., et al. *Investigation of route guidance generation issues by simulation with DynaMIT*. proceedings of *International symposium on transportation and traffic theory, 14th*. 1999.
13. Bovy, P. and E. Stern, *Route Choice: Wayfinding in Transport Networks*. 1990: Kluwer Academic, The Netherlands.
14. Boyce, D., J. Hicks, and A.K. Sen. *In-vehicle navigation system requirements for monitoring link travel times in dynamic route guidance system*. proceedings of *70th Annual Meeting of the TRB*. 1991. Washington D.C.

15. Boyce, D.E., A.M. Kirson, and J.L. Schofer, *ADVANCE - The Illinois dynamic navigation and route guidance demonstration program*, in *Advanced technology for road transport: IVHS and ATT*. 1994.
16. Buisson, C. and F. Künkel, *Simulation du trafic routier*. 2000, Lyon: Collection du CERTU.
17. Cascetta, E., et al. *A modified logit route choice model overcoming path overlapping problem - Specification and some calibration results for interurban networks*. proceedings of *13th International Symposium on Transportation and Traffic Theory*. 1996. Lyon, France.
18. Catling, I. and B. McQueen, *Road Transport Informatics in Europe - Major Programs and Demonstrations*. IEEE Vehicular Technology Society, 1991: p. 132-140.
19. Chabini, I. *A new shortest path algorithm for discrete dynamic networks*. proceedings of *8th IFAC Symposium on Transport Systems*. 1997.
20. Chabini, I., *Discrete Dynamic Shortest Path Problems in Transportation Applications: Complexity and Algorithms with Optimal Run Time*. Transportation Research Records, 1998. **1645**: p. 170-175.
21. Chen, K. and J.C. Miles, *ITS Handbook 2000, Recommendations from the World Road Association (PIARC)*. 1999: Artech House, Boston.
22. Chu, L., Z. Yang, and J.-S. Oh. *Development of a Synthetic Link Travel Time Prediction Model for ATMIS Applications*. proceedings of *Annual Meeting of the TRB*. 2001. Washington D.C.
23. Corea, G. and V. Kulkarni, *Shortest paths in stochastic networks having discrete distributions*. Networks, 1993. **23**: p. 175-183.
24. Davis, G.A. and N.L. Nihan, *Non parametric regression and short-term freeway traffic forecasting*. Journal of Transportation Engineering, 1991: p. 177-188.
25. DeLeuw and Cather, *ADVANCE Insights and Achievement Compendium, in Internal documentation*. 1996.
26. Dia, H., *An object-oriented neural network approach to short-term traffic forecasting*. European Journal of Operational Research, 2001. **131**: p. 253-261.
27. Dijkstra, E.W.A., *Note on two problems in connexion with graphs*. Journal of Numerical Mathematics, 1959. **1**: p. 269-271.
28. Dreyfus, G., J.-M. Martinez, and M. Samuelides, *Réseaux de neurones: méthodologie et applications*. 2002, Paris: Editions Eyrolles. 386.
29. Dreyfus, S.E., *An appraisal of some shortest-path algorithms*. Operations Research, 1969. **17**: p. 395-412.
30. Engelson, L. *Self-fulfilling and Recursive Forecasts - an Analytical Perspective for Driver Information System*. proceedings of *8th IATBR*. 1997. Austin, Texas.
31. Frank, H., *Shortest Paths in probabilistic graphs*. Operations Research Letters, 1969. **17**: p. 583-599.

32. Frascini, E. and K. Axhausen, *Day on day dependencies in travel time: result using ARIMA modelling*, in *IVT. 2001*, ETHZ: Zurich.
33. Fu, L. and B. Hellinga. *Prediction of arrival time dependent delay variability at signalized intersections*. proceedings of *Transportation Research Board 78th annual meeting*. 1999. Washington, D.C.
34. Garling, T., et al., *The spatiotemporal sequencing of everyday activities in the large-scale environment*. *Journal of Environmental Psychology*, 1986. **10**: p. 341-352.
35. Golledge, R., *Geographical Perspectives on Spatial Cognition*, in *Behavior and Environment: Psychological Geographical Approaches*, T. Garling and R. Glledge, Editors. 1993, Elsevier Science. p. 16-82.
36. Hadj-Alouane, A., et al., *The Ali-Scout route guidance simulation*, in *FAST-TRAC phase IIB deliverable*. 1996, University of Michigan.
37. Hall, R., *The fastest path through a network with random time-dependent travel times*. *Transportation Science*, 1986. **20**: p. 192-199.
38. Hall, R.W., *Route choice and advanced traveler information systems on a capacitated and dynamic network*. *Transportation Research - C*, 1996. **4(5)**: p. 289-306.
39. Haykin, S., *Neural networks: A comprehensive foundation*. 1999, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice-Hall, Inc. 842.
40. Hellinga, B. and L. Fu, *Assessing the expected accuracy of probe vehicle travel time report*. *Journal of Transportation Engineering*, 1999. **125(6)**: p. 524-530.
41. Hubschneider, H., *Mikroskopisches Simulationssystem für Individualverkehr und Öffentlichen Personennahverkehr*, in *Schriftenreihe des Instituts für Verkehrswesen, Heft 26*. 1984, Unversität (TH): Karlsruhe.
42. Jayakrishnan, R., et al., *Event-Based ATIS: Practical Implementation and Evaluation of Optimized Strategies (Part I)*. 1999, California PATH.
43. Jayakrishnan, R., et al., *Event-Based ATIS: Practical Implementation and Evaluation of Optimized Strategies (Part I)*. 2001, California PATH.
44. Jovanis, P.P. and K. Srinivasan, *Estimating the number of probe vehicles required for effective monitoring of network travel conditions*. *Transportation Research Record*, 1997. **1537**: p. 15-22.
45. Kaufman, D.E. and S.R. L., *Fastest paths in time dependent networks for intelligent vehicle-highway systems*. *IVHS Journal*, 1993. **1**: p. 1-11.
46. Khattak, A.J., H. Al-Deek, and P. Thananjeyan, *A Combined Traveller Behavior and System Performance Model with Advanced Traveller Information Systems*. *Transportation Research*, 1998. **32A, no.7**: p. 479-493.
47. Kisgyörgy, L. and L.R. Rilett, *Travel time prediction by advanced neural network*. *Periodica Polytechnica ser.civ.eng.*, 2002. **46**: p. 15-32.
48. König, W., C. Günther, and B. Kusch. *The operation of a dynamic route guidance system - experiences from the dynamic traffic guidance system Berlin*. proceedings of *4th World Congress on Intelligent Transport Systems*. 1997. Berlin.

49. Kulkarni, V., *Shortest paths in networks with exponentially distributed arc lengths*. Networks, 1986. **16**: p. 255-274.
50. Lappin, J., *Advanced Traveller Information Systems: What do ITS Customers want?* 2000, US DOT Research and special programs administration.
51. Larima, P. *VERDI - From field trial to deployment*. proceedings of *4th World Congress on Intelligent Transport Systems*. 1997. Berlin.
52. Levinson, D., D. Gillen, and E. Chang, *Assessing the Benefits and Costs of Intelligent Transportation Systems: The Value of Advanced Traveler Information Systems*. 1999, California PATH.
53. Mahmassani, H.S., et al., *Technical report ST067-85-XIII: Dynasmart-X User's Manuel*, Center for transportation research, University of Texas. p. 80.
54. Mahmassani, H.S., et al., *A Simulation-Based Framework for the Analysis of Traffic Networks Operating with Real-Time Information*. 1993, California PATH Working Paper UCB-ITS-PRR 93-25.
55. Mahmassani, H.S., et al., *Development and testing of dynamic traffic assignment and simulation procedures for ATIS/ATMS applications*. 1994, US Federal Highway Administration.
56. Maindard, L. *VISIONAUTE - Launching of the First Broadcast Urban Traffic Information Service in Europe*. proceedings of *4th World Congress on Intelligent Transport Systems*. 1997. Berlin.
57. Mammano, F., *TravTek Operation Test Evaluation: Final Report*. 1996, US Federal Highway Administration.
58. Miles, J. and J. Walker, *The Well Timed Study: West European Local Legal Arrangements For Transport Information Management And Exchange Of Data*, in *ANIMATE Project*. 1999, European Commission DG XIII C6.
59. Miller-Hooks, E.D., *Optimal routing in time-varying, stochastic networks: algorithms and implementations*, in *Departement od civi engineering*. 1997, University of Texas: Austin.
60. Miller-Hooks, E.D. and H.S. Mahmassani, *Least possible time paths in stochastic, time varying networks*. Computers & Operations Research, 1998. **25**(12): p. 1107-1125.
61. Miller-Hooks, E.D. and H.S. Mahmassani, *Path comparisons for a priori and time-adaptive decisions in stochastic, time-varying networks*. European Journal of Operational Research, 2003. **146**(1): p. 67-82.
62. Moorthy, C.K. and B.G. Ratcliffe, *Short term traffic forecasting using time series methods*. Transportation Planning Technology, 1988. **12**: p. 45-56.
63. Oda, T. *An algorithm for prediction of travel time using vehicle sensor data*. proceedings of *3rd International Conference on Road Control*. 1990: Institute of Electrical Engineers.
64. Okutani, I. and Y.J. Stephanedes, *Dynamic prediction of traffic volume through Kalman filtering theory*. Transportation Research - B, 1984. **18B**: p. 1-11.

65. Palacharla, P. and P. Nelson. *Application of fuzzy logic and neural networks for dynamic travel time estimation*. proceedings of *International transactions in operational research*. 1999.
66. Park, D. and L.R. Rilett. *Forecasting Multiple-Period Freeway Link Travel Times Using Modular Neural Networks*. proceedings of *TRB*. 1998.
67. Patriksson, M., *The traffic assignment problem, models and methods*. 1994, Utrecht, NL: VSP.
68. Peeta, S., *System optimal dynamic traffic assignment in congested networks with advanced information systems*. 1994, The University of Texas: Austin.
69. Peeta, S. and A. Ziliaskopoulos, *Foundations of dynamic traffic assignment: The past, the present and the future*. *Network and spatial Economics*, 2001. 1(3/4): p. 233-266.
70. Rice, J. and E. Van Zwet, *A simple and effective method for predicting travel times on freeways*. *IEEE Transactions on ITS*, 2004. **5**, No3: p. P 200-207.
71. Rilett, L.R. and D. Park. *Direct forecasting of freeway corridor travel times using spectral basis neural networks*. proceedings of *TRB 78th*. 1999.
72. Sanwal, K. and J. Walrand, *Vehicles as Probe*. 1995, California PATH Working Paper UCB-ITS-PWP-95-11.
73. Saricks, C.L., et al., *Evaluating Effectiveness of Real-Time Advanced Traveler Information System Using a Small Test Vehicle Fleet*. *Transportation Research Record* 1588, 1997: p. 41-48.
74. Schofer, J.L., F.S. Koffelman, and W.A. Charlton, *Perspectives on Driver Preferences for Dynamic Route Guidance Systems*. *Transportation Research Record* 1588, 1997: p. 26-31.
75. Sen, A., *ADVANCE Evaluation: Frequency of probe reports*. 1996, Urban Transportation Research, University of Illinois: Chicago.
76. Sen, A., et al. *Arterial Link Travel Time Estimation: Probes, Detectors and Assignment-type Models*. proceedings of *76th Annual meeting of the TRB*. 1997. Washington D.C.
77. Sen, A., et al., *Frequency of probe reports and variance of travel time estimates*. *Journal of Transportation Engineering*, 1997. **123**(4): p. 290-297.
78. Sengupta, R. and B. Hongola, *Estimating ATIS Benefits for the Smart Corridor*. 1998, California PATH.
79. Shbaklo, S. and al., *Short-Time Travel Time Prediction*. 1992, ADVANCE Project Report.
80. Sheffi, Y., *Urban Transportation Network: Equilibrium analysis with mathematical programming methods*. 1985, Cliffs, USA: Prentice-Hall.
81. Sigal, C., A. Pritsker, and J. Solberg, *The stochastic shortest route problem*. *Operations Research*, 1980. **28**: p. 1122-1129.
82. Soot, S. and H. Condie, *ADVANCE Quality of Probe Reports*. 1996, Urban Transportation Research, University of Illinois: Chicago.

83. Teodorovic, D. and K. Vukadinovic, *Traffic Control and Transport Planning : A Fuzzy Sets and Neural Networks Approach*. 1998: Kluwer Academic Pub. 387.
84. Van Aerde, M., et al., *INTEGRATION: An overview of traffic simulation features*, in *Departement of Civil Engineering*. 1996, Queen's University: Kingston, Canada.
85. Van Aerde, M. and R. Hesham, *TravTek Evaluation Modelling Study*. 1995, US Federal Highway Administration.
86. Van Lint, J.W.C. and S.P. Hoogendoorn, *Robust and adaptive travel time prediction with neural networks*. 2000, TRAIL Research School, Delft.
87. Wardrop, J.G. *Some theoretical aspects of road traffic research*. proceedings of *Institute of Civil Engineers II, Part 1*. 1952.
88. Westerman, M., R. Litjens, and J.-P. Linnartz, *Integration of Probe Vehicle and Induction Loop Data - Estimation of Travel Times and Automatic Incident Detection*. 1996, California PATH Research Report.
89. Wunderlich, K.E. *An Assessment of Pre-Trip and en route ATIS Benefits in a Simulated Regional Urban Network*. proceedings of *3rd World Congress on Intelligent Transport Systems*. 1996. Orlando.
90. Yang, Q. and H. Koutsopoulos, *A microscopic traffic simulator for evaluation of dynamic traffic management systems*. *Transportation Research C*, 1997. **4**(3): p. 113-129.
91. Young-Ihn, L. and C. Chan Young. *Development of link travel time prediction algorithm for urban expressway*. proceedings of *5th World Congress on ITS*. 1998. Seoul.
92. Zijderhand, F., *SOCRATES - Applications and Architecture*. *Philips Journal of Research*, 1995. **48**.
93. Ziliaskopoulos, A. and H.S. Mahmassani, *Time-Dependent Shortest Path Algorithm for Real-Time Intelligent Vehicle Highway System Applications*. *Transportation Research Record*, 1993. **1408**: p. 94-100.

9. Annexes

9.1 Table des abréviations

	Anglais	Unité	Français
AILE	Average Individual Link Error	[s]	Erreur moyenne entre le temps de parcours d'arc des véhicules et les temps de parcours moyen des arcs
AIPE	Average Individual Path Error	[s]	Erreur moyenne entre le temps de parcours des itinéraires des véhicules et les temps de parcours moyen des itinéraires
ALT	Average Link Travel Time	[s]	Temps de parcours moyen d'un arc
APT	Average Path Travel Time	[s]	Temps de parcours moyen d'un itinéraire
ATIS	Advanced Traveller Information Systems	-	Systèmes avancés d'information aux usagers
ATMS	Advanced Traffic Management Systems	-	Systèmes avancés de gestion du trafic
BPT	Built Path Travel Time	[s]	Temps de parcours d'un itinéraire en sommant les ALT des arcs qui le composent
CF	Cost Function	-	Fonction de coût (ou de désutilité)
CP	Calculation Period	[s]	Période de réactualisation
DRG	Dynamic Route Guidance	-	Système de navigation dynamique
DSRC	Dedicated Short Range Communication	-	-
DTA	Dynamic Traffic Assignment	-	Assignation dynamique de trafic
EBPT	Estimated Built Path Travel Time	[s]	Temps de parcours d'un itinéraire en sommant les ELT des arcs qui le compose

ELT	Estimated Link Travel Time	[s]	Temps de parcours estimé d'un arc
ELT_f	Estimated Link Travel Time (FCD only)	[s]	Temps de parcours d'un arc estimé seulement sur la base des FCD
ELTS	Estimated Link Travel Time Standard Deviation	[s]	Estimation de l'écart type du temps de parcours d'un arc
GPS	Global Positioning System	-	-
LT	Link Travel Time	[s]	Temps de parcours d'un arc effectué par un véhicule
LTS	Link Travel Time Standard Deviation	[s]	Ecart type du temps de parcours d'un arc
MSLE	Mean Square Link Travel Time Error	[s ²]	Erreur quadratique moyenne de l'estimation de temps de parcours des arcs du réseau
MSPCVE	Mean Square Path Travel Time Corrected Variance Error	[s ⁴]	Erreur quadratique moyenne de l'estimation de la variance corrigée d'itinéraire
MSPE	Mean Square Path Travel Time Error	[s ²]	Erreur quadratique moyenne de l'estimation de temps de parcours des itinéraires
MSPVE	Mean Square Path Travel Time Variance Error	[s ⁴]	Erreur quadratique moyenne de l'estimation de la variance d'itinéraire
PT	Path Travel Time	[s]	Temps de parcours d'un itinéraire effectué par un véhicule
RC	Route Choice Model	-	Modèle de choix de route
SNA	Self-Supplied Navigation System	-	Système de navigation auto-alimenté
SPA	Shortest Path Algorithm	-	Algorithme de calcul du chemin le plus court
SSPA	Stochastic Shortest Path Algorithm	-	Algorithme de calcul du chemin le plus court assimilant le coût des arcs à des variables aléatoires
STA	Static Traffic Assignment	-	Assignment statique de trafic

SU	Percentage of Substitued Values	[%]	Pourcentage de valeurs substituées
TDSPA	Time Dependent Shortest Path Algorithm	-	Algorithme de calcul du chemin le plus court prenant en compte la variabilité temporelle du coût des arcs
ϵ	Link Travel Time Error	[s]	Erreur d'estimation du temps de parcours d'un arc

9.2 Modèle de simulation de la ville de Lausanne

9.2.1.1 Le réseau "centre-ville"

Dans un premier temps, un réseau se limitant au centre-ville de Lausanne (voir Figure 57) a été réalisé puis calibré. Il est utilisé comme base pour le travail portant sur l'évaluation, l'amélioration et le développement des méthodes d'estimation et de prédiction de temps de parcours.

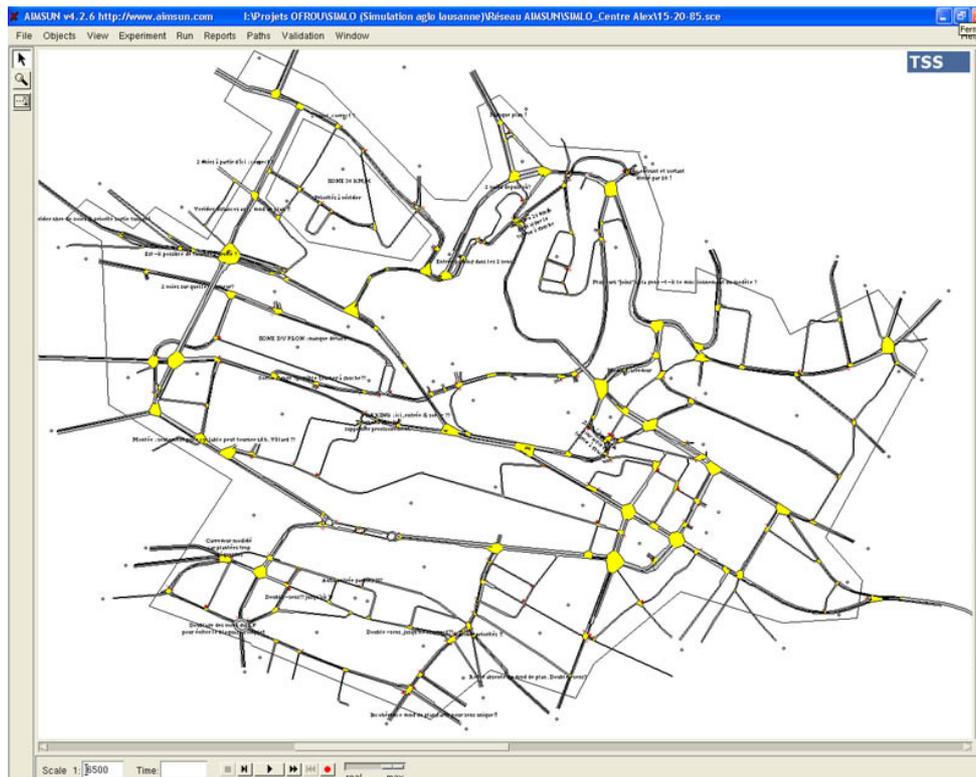


Figure 57: Réseau du centre-ville

Toutes les routes autorisées à la circulation y sont représentées. La demande en trafic est déduite du modèle macroscopique EMME/2 de l'agglomération lausannoise, modèle tenu à jour par le bureau Robert-Grandpierre & Rapp. Le réseau AIMSUN du centre-ville étant moins étendu que le modèle EMME/2, une matrice origines – destinations (matrice OD) spécifique à la zone du centre-ville a été déterminée à l'aide d'un outil du logiciel EMME/2. Sa dimension est de 80 par 80 et son volume horaire total de 16'437 véhicules.

Malheureusement, il ne s'agit que d'une matrice horaire, celle de l'heure de pointe du soir. Une seule heure n'étant pas suffisante pour analyser de manière pertinente la dynamique des flux telle que nécessaire dans le cadre de cette étude, il a été décidé d'étendre la demande à une période de cinq heures centrée sur l'heure de pointe du soir. Pour ce faire, les données de compteurs fédéraux disposés sur quatre axes principaux du centre-ville ont pu être utilisées pour déterminer l'évolution de la demande durant la journée et, en particulier durant la période des cinq heures.

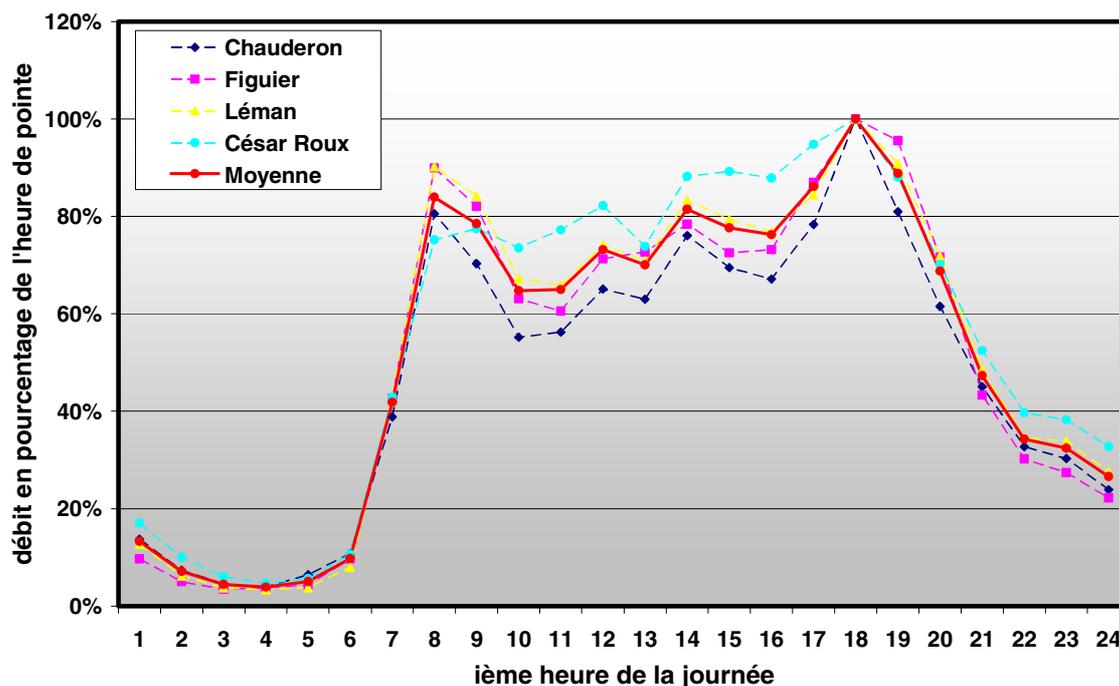


Figure 58: Evolution journalière du volume de trafic au centre-ville (4 compteurs et la moyenne)

En se basant sur l'hypothèse simplificatrice que la "structure" de matrice OD durant les deux heures précédant et succédant l'heure de pointe est identique, la matrice de cinq heures est obtenue en multipliant la demande de chaque paire OD par le coefficient de volume global spécifique à chaque tranche horaire. Ces coefficients sont déterminés par l'évolution moyenne des quatre compteurs comme le montre la Figure 58.

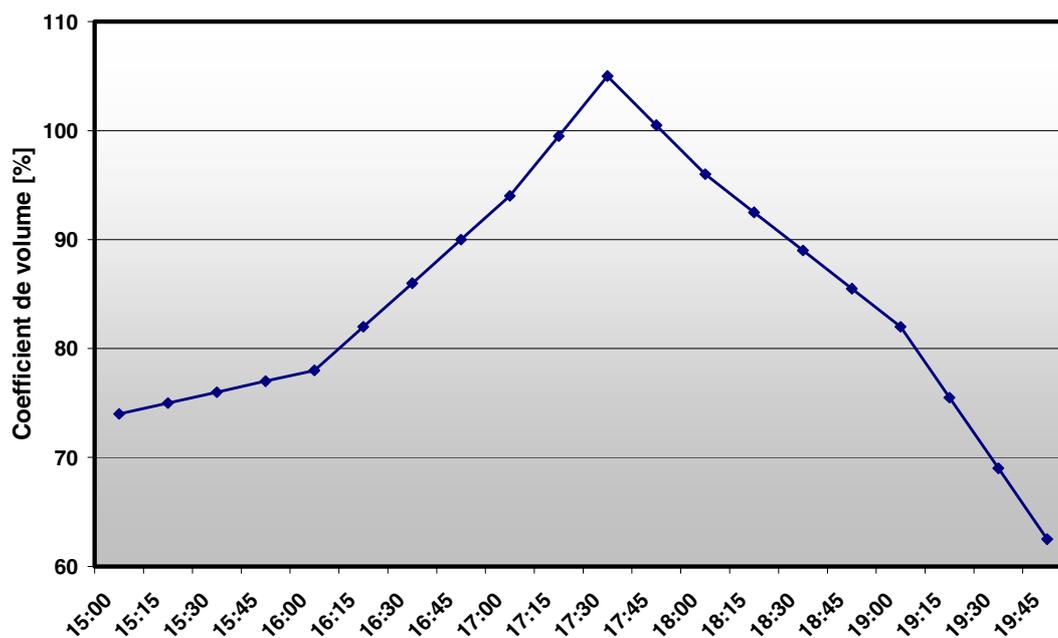


Figure 59: Coefficient de volume adopté pour chaque tranche de demande de 15 minutes

Les premières simulations ayant montrés que la différence trop marquée entre les volumes de chaque tranche horaire entraînait des répercussions non réalistes sur l'assignation du trafic sur le réseau, il a donc été décidé de diviser chaque période en quatre tranches de quinze minutes. Les données des compteurs étant agrégées à l'heure, les coefficients de volume propre à chaque tranche ont été obtenus par interpolation. Les volumes de trafic illustrés à la Figure 59 sont ceux qui ont finalement été adoptés.

Le réseau est composé de 1351 sections regroupées en 524 polysections (dénomination spécifique à AIMSUN) et de 241 nœuds. Une hiérarchie à quatre niveaux a été adoptée pour classifier les polysections selon leur importance. Leurs caractéristiques sont résumées par le Tableau 10. A noter que le paramètre de capacité "AIMSUN" n'est utilisé que pour le calcul de la désutilité des itinéraires et ne représente en aucun cas une limitation physique de l'écoulement des flux de véhicules (voir §5.3.3.1). Pour les intersections équipées de signalisations lumineuses, des plans de feux fixes fournis par la ville de Lausanne ont été utilisés.

Tableau 10: Caractéristiques des 4 niveaux hiérarchiques de polysections choisis pour le réseau du centre-ville

	Capacité "AIMSUN" [véh/voie]	Vitesse limite [km/h]
Arterial	1000	50
Urban road	700	50
Street	300	40
Street 30	1	30

Le calibrage de ce modèle a été réalisé en deux étapes. Dans un premier temps, une série de paramètres comportementaux ont été mesurés sur le terrain dont notamment le temps de réaction au stop, paramètres importants pour des réseaux à densité de jonction à feux élevée. Par la suite, le plus gros du travail a porté sur les paramètres du choix de route. Les flux obtenus dans AIMSUN ont été comparés aux valeurs de comptages utilisées pour la calibration du modèle EMME/2 à l'origine de la matrice utilisée. Dans le périmètre du centre-ville, une trentaine de points étaient disponibles.

Parmi ces nombreux paramètres, la fréquence d'actualisation a été finalement fixée à 3 minutes et la période des statistiques prise en compte à 9 minutes. Le modèle C-Logit s'est révélé être le plus performant dans ce cas. Il a été appliqué sur un lot de 10 « path trees » maximum. Le facteur d'échelle, lui, a été fixé à 15.

La comparaison entre les flux ainsi obtenus et les valeurs des comptages réels est présentée à la Figure 60.

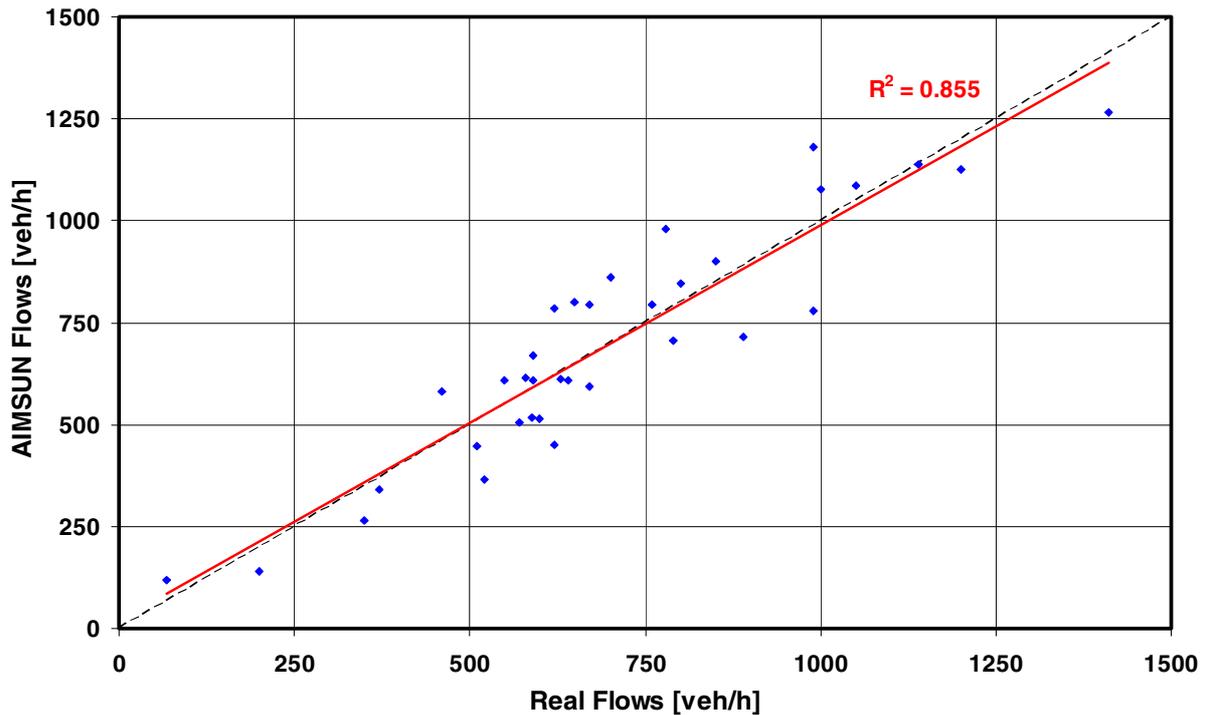


Figure 60 : Comparaison entre les débits du modèle AIMSUN (Centre-ville) et ceux réellement mesurés sur le terrain

Si, d'une manière générale, ces résultats peuvent être jugés comme satisfaisant, l'analyse de certains points où la différence est plus marquée a permis de mettre en évidence certaines incohérences de la matrice fournie. D'ailleurs, il est intéressant de noter que la corrélation entre les flux AIMSUN et réels est sensiblement meilleure qu'entre les réels et ceux du modèle EMME/2.

Faute de données, aucune validation n'a pu être réalisée au niveau des temps de parcours. Seules les valeurs de comptage d'un seul jour ayant été mises à disposition, une analyse de la variabilité d'une journée à l'autre et d'une réplication à l'autre n'a pu être réalisée. A titre d'information, les valeurs de flux AIMSUN ont été obtenues en moyennant les flux de 10 répliques différentes.

9.2.1.2 Le réseau "agglomération"

Ce réseau a été élaboré dans un deuxième temps, parallèlement à l'avancement de cette étude. Ce dernier englobe également la totalité des voies ouvertes au trafic de la région lausannoise. La limite du réseau est en grande partie définie par l'autoroute de contournement au nord et par le bord du lac sud. Les limites est et ouest ont été placées là où le nombre d'alternatives pour accéder à l'agglomération était le plus restreint (la distribution du trafic entre ces points étant fixée par la matrice OD). Il s'agit respectivement de la limite Morges – Préverenges à l'ouest et de la limite entre Lutry et Cully à l'est. Le réseau ainsi défini est illustré par la Figure 61. Ce réseau présente l'avantage d'être d'une étendue suffisamment importante et d'une complexité permettant aux véhicules y circulant d'avoir un éventail intéressant d'alternatives en terme de choix de route.

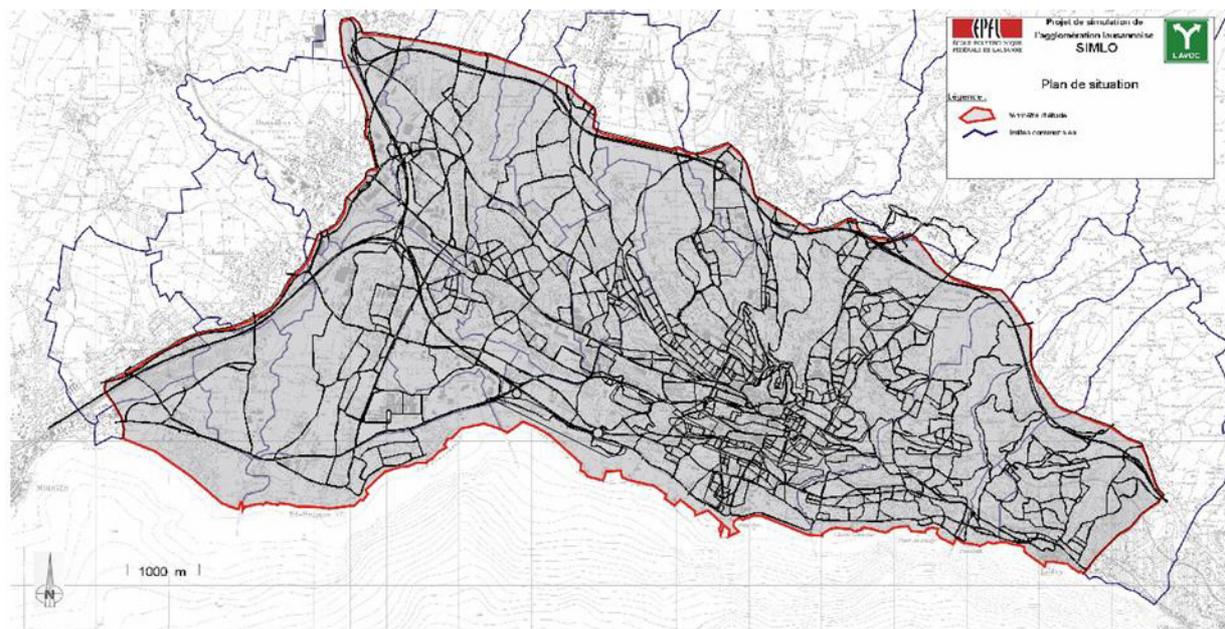


Figure 61: Réseau de l'agglomération lausannoise

Comme pour le réseau "centre", la matrice origine destination utilisée provient du modèle EMME/2. Les deux modèles couvrant plus ou moins la même zone, très peu d'adaptations de la matrice EMME/2 ont dû être effectuées. Une extension de la période de temps à étudier a également été réalisée, suivant le même principe que pour le réseau "centre". Toutefois, les temps de calculs et de traitement des données s'avérant conséquents vu la taille du réseau, cette période a été limitée à 3 heures, centrée sur l'heure de pointe du soir (donc de 16h00 à 19h00).

Tableau 11: Caractéristiques des 4 niveaux hiérarchiques de polysections choisis pour le réseau agglomération

	Capacité "AIMSUN" [véh/voie]	Vitesse limite [km/h]
Highway	2000	120
Arterial	1950	50
Urban road	700	50
Street	300	40
Small street	10	30
Street 30	1	30

La taille de la matrice OD du réseau « agglomération » est de 292 par 292 avec un volume horaire total de 61'594 véhicules. Le réseau est lui composé de 16'006 sections, regroupées en 4'131 polysections, et de 1613 nœuds. La décomposition en niveaux hiérarchiques des polysections est décrite au Tableau 11. Pour cette étude, des plans de feux fixes ont été modélisés. Le passage en mode adaptatif est prévu dans une prochaine étape. Les données des feux n'ont pu être obtenues pour toute

la zone étudiée. En effet, pour certaines jonctions, seule la société ayant installé les feux possède ces données et le prix à payer pour ces informations ne rentrait pas dans le budget de l'étude. Dans ce cas, des phases de feux simplifiées ont été introduites sur la base des flux traversant ces jonctions.

De manière prévisible, la calibration de ce modèle de grande taille a demandé une masse de travail importante. Il faut dire que la durée d'un run de simulation est légèrement inférieure à la moitié du temps simulé (1h20 pour 3h00 réelles). C'est principalement au niveau du modèle d'affectation de trafic que le travail de calibration s'est avéré le plus délicat. La stabilisation du DTA (éviter les mouvements *flip flop*) a été difficile à obtenir. La sur-utilisation des routes de faible hiérarchie a nécessité le choix d'un coefficient de capacité plus élevé que dans le cas du « centre-ville ». Le facteur d'échelle du modèle de choix de route C-Logit a également été difficile à déterminer. Ce dernier étant un paramètre global, il ne peut qu'être le résultat d'un compromis face à la large gamme de durées de temps de parcours.

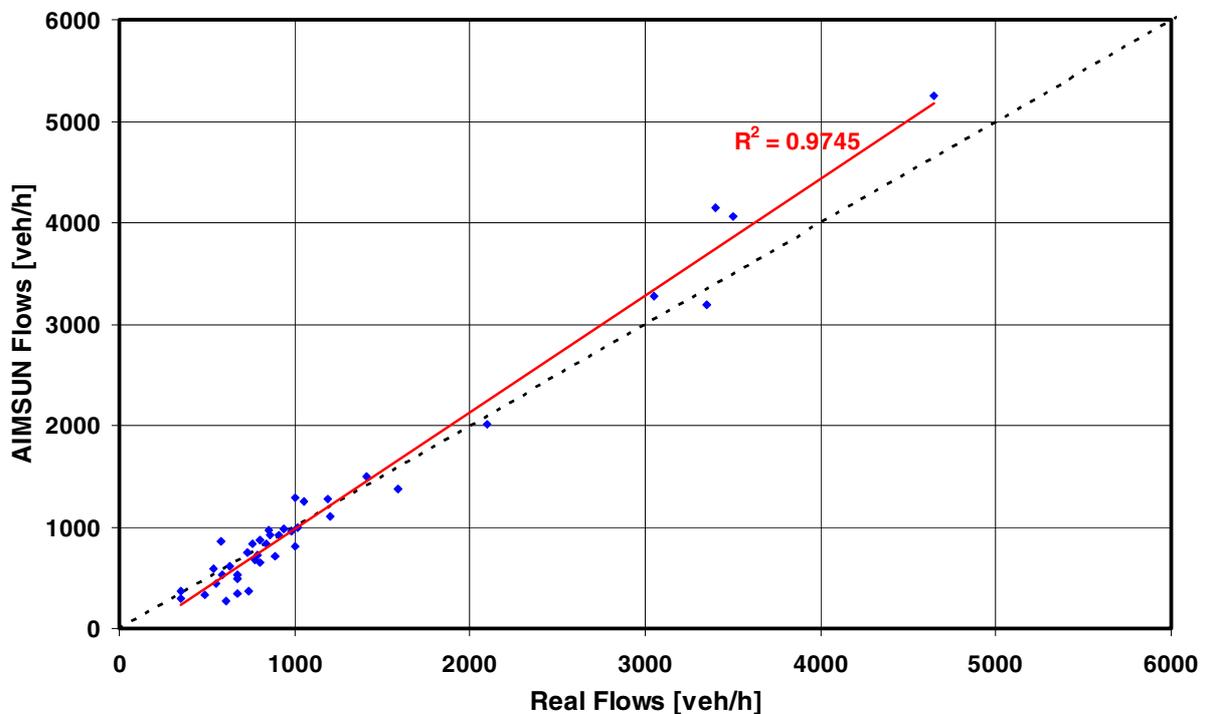


Figure 62 : Comparaison entre les débits du modèle AIMSUN (Agglomération) et ceux réellement mesurés sur le terrain

La Figure 62 présente les résultats de cette calibration sur la base d'une cinquantaine de points de mesures. Si l'excellente valeur du R^2 paraît flatteuse, elle est en partie due à la présence des cinq points de comptages sur autoroutes qui minimise l'importance de certaines différences sur le réseau local. Au vu de certaines simplifications qui ont dues être réalisées, ce résultat est toutefois jugé comme satisfaisant. D'ailleurs, comme dans le cas du « centre-ville », la comparaison entre les valeurs réelles et celle d'AIMSUN s'est avérée meilleure que celle effectuée avec les valeurs d'EMME/2.

9.3 Figures complémentaires

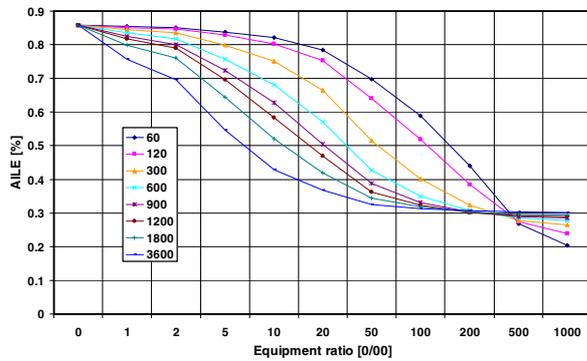


Figure 63: AILE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs In

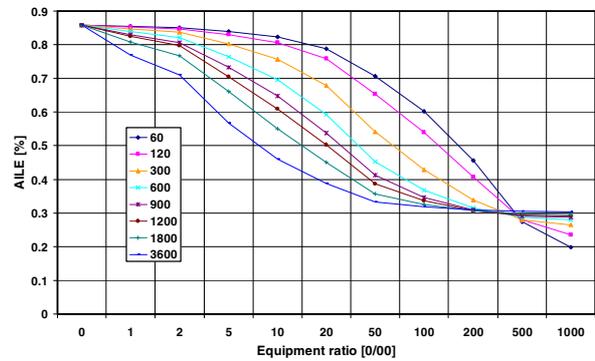


Figure 64: AILE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs Out

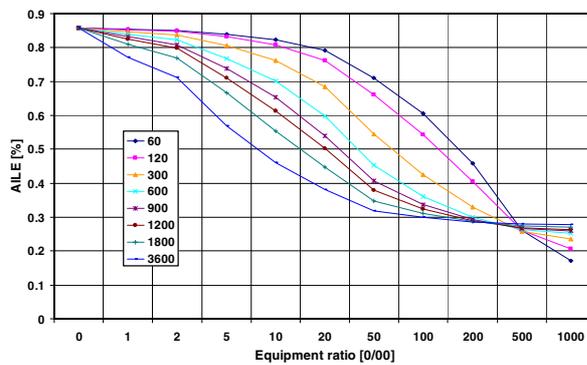


Figure 65: AILE en fonction de l'ER et de l'AP pour une définition d'arcs In-out

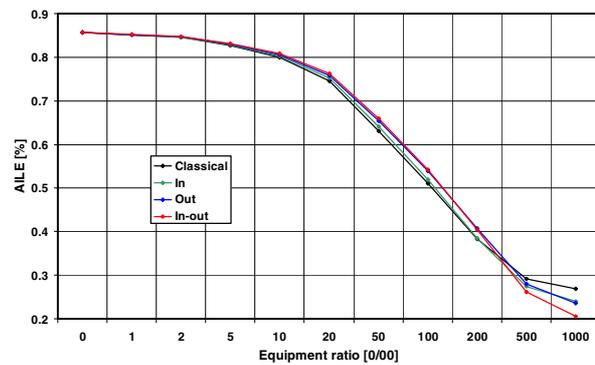


Figure 66: AILE en fonction du taux d'équipement et du de la définition d'arcs pour une AP = 120

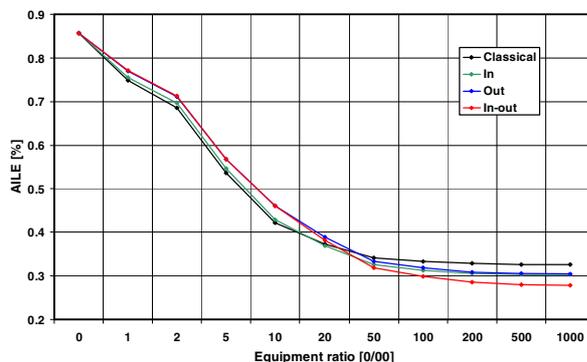


Figure 67: AILE en fonction du taux d'équipement et du de la définition d'arcs pour une AP = 3600

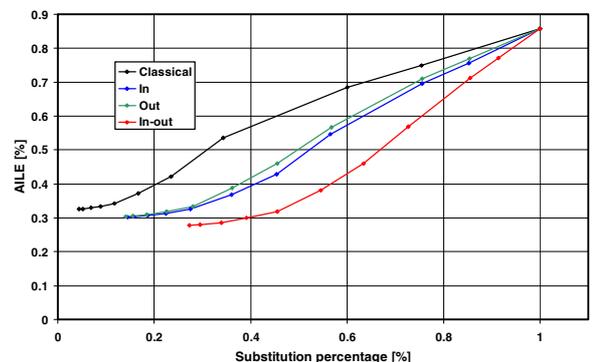


Figure 68: Relation entre l'AILE et le pourcentage de substitution en fonction de la définition d'arcs pour une AP = 3600

9.4 Architecture du module de traitement et statistique (MTS)

Brièvement présenté au chapitre 2, le module de traitement et statistique est ici décrit plus en détails. Son interaction avec le modèle de simulation peut être vue de manière très schématique comme le suggère la Figure 3 mais, en réalité, deux configurations différentes de ce module ont été utilisées pour cette étude. La première, dite *off-line*, a été utilisée pour les travaux des chapitres 4 et 5. Dans ce cas, toutes les données extraites du simulateur (stockée dans des fichiers texte) sont traitées après la simulation. Aucune information n'est donc renvoyée au simulateur. La seconde, dite *on-line*, a permis d'obtenir les résultats du chapitre 6. Cette configuration est plus fidèle à ce que seraient dans la réalité les activités d'un centre de gestion de SNA. Dans, ce cas les données sont traitées au fil de la simulation et de nouvelles informations (ici, les temps de parcours) sont renvoyées aux véhicules guidés (via le simulateur).

9.4.1 Configuration off-line

La Figure 75 présente en détails les différents éléments composant la version *off-line* du MTS. Le processus commence par l'acquisition de la topologie du réseau tel que codé par l'éditeur TEDI. Elle est stockée dans un fichier texte (Links) selon un autre format, mieux adapté aux besoins du MTS.

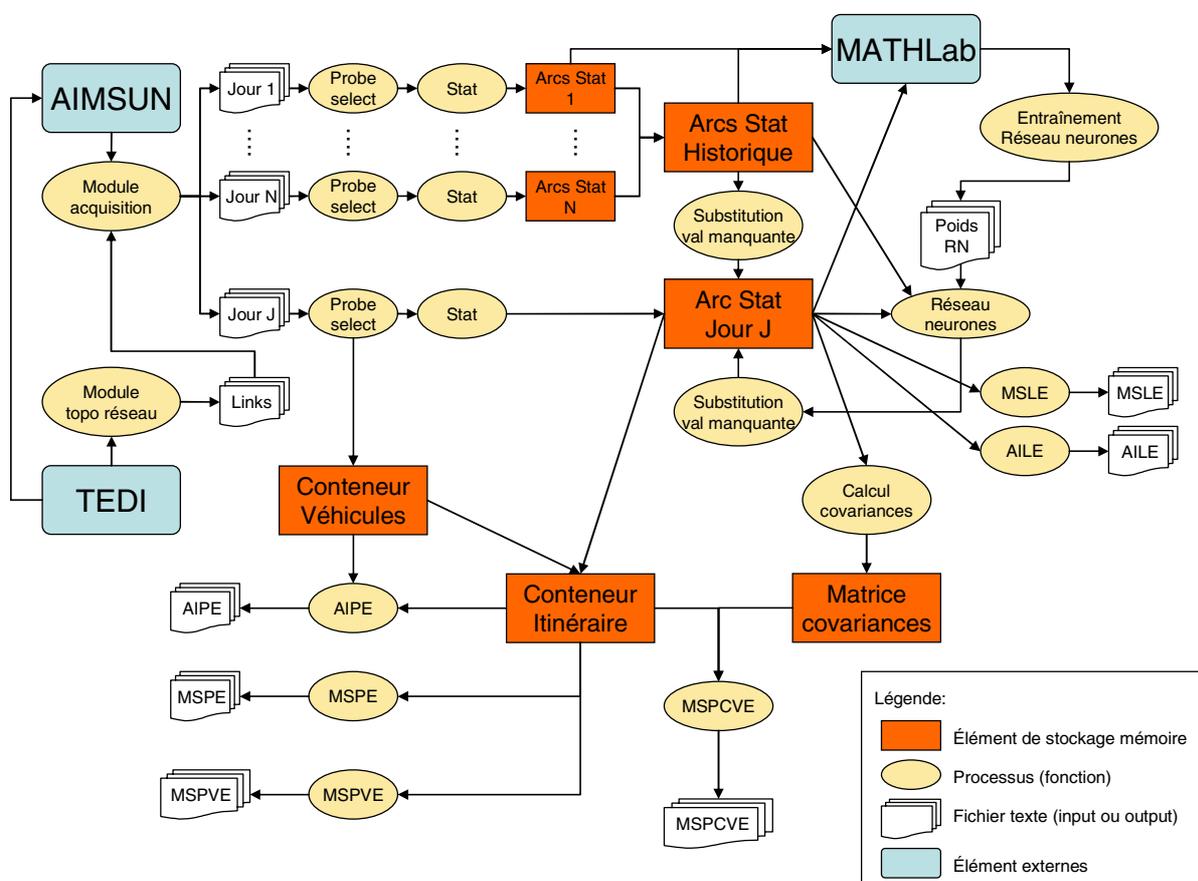


Figure 75: Architecture du module de traitement et statistique, configuration off-line

Ce fichier est ensuite utilisé comme base de référence pour le module (ou plutôt sous-module) d'acquisition de temps de parcours. Ce dernier note de manière systématique les heures d'entrées et de sorties des arcs composant l'itinéraire de chaque véhicule. Ces informations stockées dans un fichier texte représentent plus de 800'000 lignes d'écritures pour les cinq heures de simulation du modèle « centre-ville » (5 fois plus dans le cas du modèle « agglomération ». Un lot de N+1 runs de simulation (correspondant chacun à un jour) est ainsi réalisé. Les N premiers jours sont utilisés pour calculer le profil historique alors que le N+1ème jour est celui qui sera analysé. Pour cette étude, une valeur de N=20 a été choisie. Elle représente un bon compromis entre la qualité du profil historique et les temps de calculs nécessaires.

Chacun de ces fichiers de temps de parcours d'arc sont ensuite traités par un sous-module de statistiques. Les mesures de temps de parcours sont d'abord distribuées selon leur identifiant d'arc (container d'arcs) puis agrégées selon l'AP choisie (container de périodes). Les moyennes et écarts types sont alors calculés. Une première fois pour tous les enregistrements et une deuxième fois uniquement pour ceux des véhicules équipés. Cette sélection est réalisée au préalable par un tirage au sort qui, suivant l'ER choisi, détermine si l'identifiant d'un véhicule correspondra ou non à un véhicule équipé. De plus, dans le cas du jour analysé (le N+1ème), un container de véhicules est également créé. Ainsi pour chacun d'eux, les détails de leur itinéraire (vecteur d'arcs) tels que son temps de parcours (PT), sa longueur, l'heure d'entrée sur le réseau, etc. sont stockés autant pour les équipés que les non équipés. Un nouveau container de statistiques d'arc est alors créé. Les moyennes et écarts types¹ des N jours y sont stockés. Il s'agit donc du container de profils historiques. Ces valeurs, jointes à celles de 5 (choisies arbitrairement) des N containers servent à alimenter le container de mesures pour l'utilisation des réseaux de neurones.

Ces opérations statistiques sont alors répétées pour chaque combinaison d'AP/ER/Définitions d'arcs, soit à $8 \times 11 \times 4 = 352$ reprises. Une fois ces opérations terminées, l'entraînement et la validation des réseaux de neurones (voir § 4.5.5) peut-être effectuée. Les valeurs des poids sont alors stockées dans un fichier texte (Poids RN). Les mesures blanches du container de statistiques d'arcs du jour N+1 sont alors soumises aux différents procédés de substitution et d'estimation combinée (soit 6 au total). Les premiers indicateurs peuvent alors être calculés (la valeur d'un indicateur est calculée pour chaque $352 \times 6 = 2112$ combinaisons). Les MSLE et AILE sont directement déductibles du container de statistiques d'arcs. Pour obtenir l'AIPÉ, une opération supplémentaire est nécessaire. Des itinéraires contenus dans le container de véhicules est tiré un nouveau container trier, cette fois par identifiant d'itinéraire. Les EBPT et BPT sont alors calculés pour chacun de ces itinéraires et pour chaque période d'agrégation en sommant les ELT et ALT des arcs les constituant. La somme des variances de ces arcs est également effectuée. En comparant le PT de chaque véhicule du container de véhicules au EBPT correspondant, on obtient l'AIPÉ. Enfin, le MSPE se déduit directement des valeurs du container d'itinéraire.

¹ Moyenne et écarts-type des N moyennes et N écarts-types

Dans une dernière phase, la matrice des covariances est déduite des informations stockées dans le container des statistiques d'arc où, pour chaque arc-période, ont été gardés en mémoire l'identifiant et le temps de parcours des véhicules l'ayant parcouru. Une matrice est établie par période d'agrégation, seules les corrélations spatiales étant prises en compte. Cela représente, dans le cas d'une AP de 60 secondes et une définition d'arcs *in-out* du modèle « centre-ville », $1633 \times 1633 \times 300 = 8 \cdot 10^8$ valeurs.

9.4.2 Configuration on-line

Dans sa configuration on-line, illustrée par la Figure 76, le module MTS présente un nombre de processus plus limité. Pour commencer, il ne s'occupe plus de la sélection des véhicules équipés, celle-ci étant réalisée par AIMSUN via la définition de la matrice OD (4 types de véhicules). Ensuite, les temps de parcours d'arcs ne sont plus enregistrés dans un fichier texte mais directement stockés dans le container de statistiques d'arc. Les moyennes et écarts types sont recalculés à chaque fois qu'une nouvelle valeur est stockée dans un arc-période. Une fois atteinte la fin d'une période d'agrégation, les mesures blanches sont détectées et le processus de substitution adéquat (dépendant de la combinaison AP/ER/Définitions d'arcs traitée) est appliqué. Les ELT ainsi obtenus sont alors renvoyés à AIMSUN pour qu'il puisse réactualiser les itinéraires des véhicules équipés.

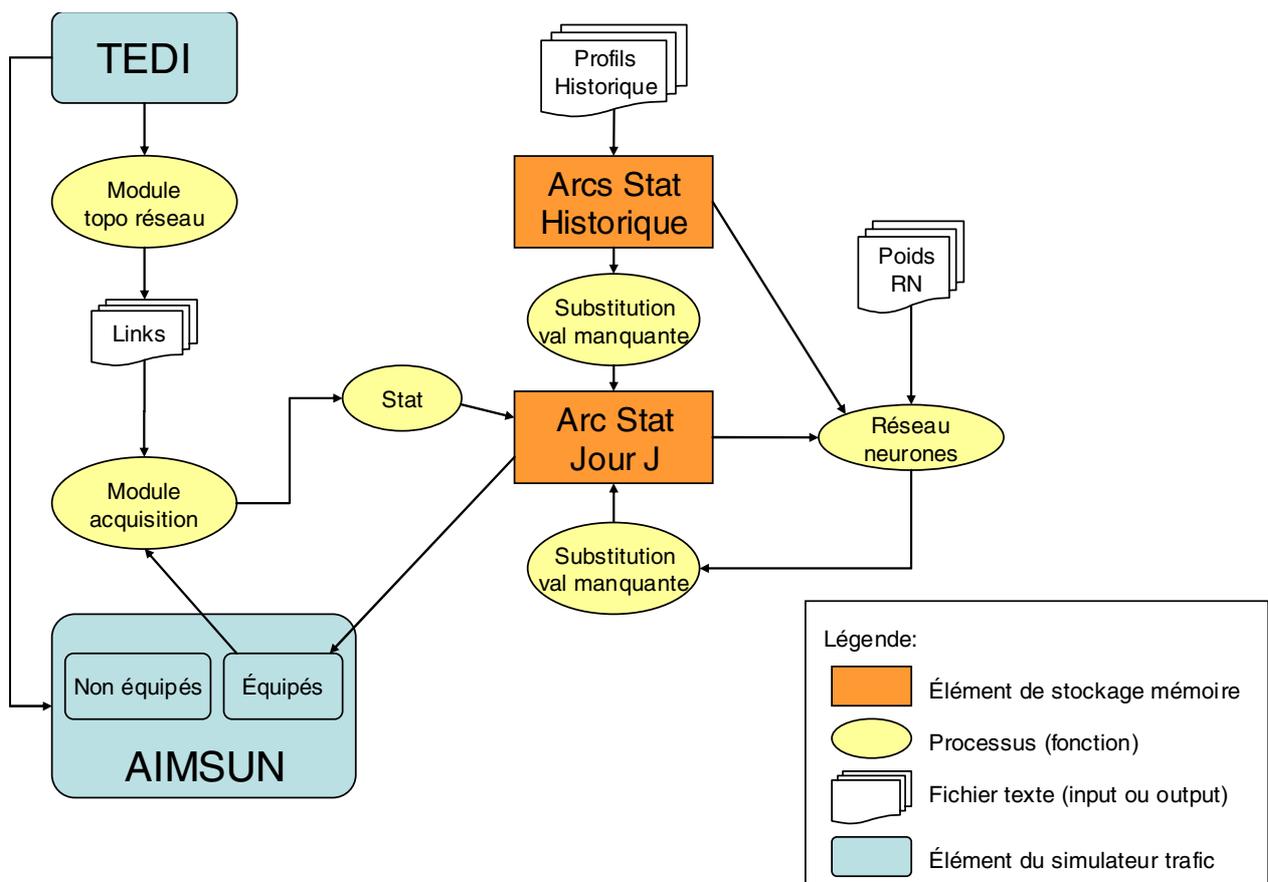


Figure 76 : Architecture du module de traitement et statistique, configuration on-line

Ce schéma ne le montre pas, mais le MTS se charge également des mesures d'alarmes détectées via le sous-module d'acquisition. Si la valeur d'alarme est plus

grande que l'EHLT alors elle est utilisée pour la substitution est prime sur toute autre technique.

9.5 Code C++ de la DLL d'acquisition de données FCD

9.5.1 GetExt.h

```
#ifndef _GetExt_h_
#define _GetExt_h_

#define DLLE __declspec(dllexport)

extern "C" {
    DLLE int GetExtLoad();
    DLLE int GetExtUnLoad();
    DLLE int GetExtInit();
    DLLE int GetExtManage(float time, float timeSta, float timTrans, float acicle);
    DLLE int GetExtPostManage(float time, float timeSta, float timTrans, float acicle);
    DLLE int GetExtFinish();
}
#endif
```

9.5.2 GetExt.cxx

```
#if __GNUG__ >= 2
# pragma implementation
#endif
#pragma warning (disable:4786)
#include "GetExt.h"
#include "GetExt_common.h"
#include "AKIProxie.h"
#include "CIProxie.h"
#include <stdio.h>

// Procedures could be modified by the user
#include <iostream>
#include <fstream>
#include <iomanip>
#include <map>
#include <string>
using namespace std;

char tab = '\t';
char buffer [254];
std::map<int,int> sections_c;
typedef struct {int old, actual; float Entertime;} probe;
std::map<int,probe> vehicles_c;
typedef struct {int idVeh,Ffrom,From,To;float ExitTime,TravelTime;} record;
std::map<int,record> record_c;
std::map<int,int> sec_q;
int replic=0;
int nb=0;

int GetExtLoad()
{
    ifstream section_file ("C:\\Data\\SubLinks.txt", ios::in);
    int Head=0;int Queue=0;

    section_file.getline(buffer,100,'\n');
    while(!section_file.eof())
    {
        for(int i=0; i<3;i++)
        {
            section_file.getline(buffer,100,tab);Queue=atoi(buffer);
            section_file.getline(buffer,100,tab);Head=atoi(buffer);

            std::map<int,int>::iterator iter=sections_c.find(Queue);
            if(iter == sections_c.end() && Head != 0)
            {
                sections_c.insert(std::make_pair(Queue,Head));
                sprintf(buffer,"Polysection %i-%i detected",Queue,Head);
                AKIPrintString(buffer);
            }
        }
    }
}
```

```

    }
    section_file.getline(buffer,100,'\n');
}
section_file.close();

ifstream sq_file("C:\\Data\\Section-queue.txt",ios::in);
while(!sq_file.eof())
{
    sq_file.getline(buffer,100,tab);int s=atoi(buffer);
    sq_file.getline(buffer,100,'\n');int q=atoi(buffer);
    sec_q.insert(std::make_pair(s,q));
}

if( InitGetExtSystem() ){ // Init succfull
    AKIPrintString("LOAD");
    return 0;
}else{ // Init GetExt fails
    return -1;
}
}

int GetExtInit()
{
    record_c.clear();
    vehicles_c.clear();
    nb=0;
    return 0;
}

int GetExtManage(float time, float timeSta, float timTrans, float acicle)
{
    return 0;
}

int GetExtPostManage(float time, float timeSta, float timTrans, float acicle)
{
    if (time > timTrans)
    {
        int nbsection=AKIInfNetNbSections();
        for(int y=0; y<nbsection;y++)
        {
            int idSect = AKIInfNetGetSectionId(y);
            int idPoly = 0;
            std::map<int,int>::iterator it = sec_q.find(idSect);
            if(it!=sec_q.end()){idPoly=it->second;}else{cout<<"Link " <<idSect<<" introuvable" <<endl;}

            int VehNb = AKIVehStateGetNbVehiclesSection(idSect);
            for(int i=0;i<VehNb;i++)
            {
                InfVeh iv = AKIVehStateGetVehicleInfSection(idSect,i);
                std::map<int,probe>::iterator itp = vehicles_c.find(iv.idVeh);
                if (itp != vehicles_c.end())
                {
                    if(idPoly != itp->second.actual)
                    {
                        if(itp->second.old != 0)
                        {
                            nb++;
                            record r;
                            r.idVeh=iv.idVeh;
                            r.ExitTime=timeSta;
                            r.TravelTime=(timeSta-itp->second.Entertime);
                            r.Ffrom=itp->second.old;
                            r.From=itp->second.actual;
                            r.To=idPoly;
                            record_c.insert(std::make_pair(nb,r));
                        }
                        itp->second.old=itp->second.actual;
                        itp->second.actual=idPoly;
                        itp->second.Entertime=timeSta;
                    }
                }
            }
        }
        else
        {
            probe p; p.actual=idPoly; p.old=0; p.Entertime=0;
            vehicles_c.insert(std::make_pair(iv.idVeh,p));
        }
    }
}

```

```
        }
    }
}

return 0;
}

int GetExtFinish()
{
    replic++;
    sprintf(buffer,"C:\\Data\\RecordsReplic_%.txt",replic);
    ofstream textfile (buffer,ios::out|ios::binary);
    textfile<<"VehicleId"<<tab<<"ExitTime"<<tab<<"TravelTime"<<tab<<"Ffrom"<<tab<<"From"<<tab<<"To"<<endl;
    std::map<int,record>::iterator iter=record_c.begin();
    while(iter!=record_c.end())
    {
        textfile<<iter->second.idVeh<<tab<<iter->second.ExitTime<<tab<<iter->second.TravelTime<<tab;
        textfile<<iter->second.Ffrom<<tab<<iter->second.From<<tab<<iter->second.To<<endl;
        iter++;
    }
    textfile.close();
    AKIPrintString("\tFinish");
    return 0;
}

int GetExtUnLoad()
{
    AKIPrintString("UNLOAD");
    return 0;
}
```


9.6 Code C++ du module de traitement et statistique (MTS)

9.6.1 Main.cpp

```
#pragma warning (disable:4786)
#include "Fonctions.h"

char tab = '\t';
int HistReplicNb=0;
int ReplicId=0;
char buffer [256];
bool HistoCalcul=true;
int rec_period=900;
int nb_stat_period=1;
int freeflowspeed=0;
int probe_per=0; //en pour mille
int probe_per_choice [11] ={0,1,2,5,10,20,50,100,200,500,1000};
int rec_period_choice [8] ={60,120,300,600,900,1200,1800,3600};
int replic=0;
int nbperiods=0;
time_t time_0=time(NULL);

void main()
{
    //srand(time(NULL));
    srand(1234);

    /******MISE EN MEMOIRE VIVE DE LA STRUCUTRE DES LINKS*****
    ifstream SectionsFile("D:\\Data\\SubLinks.txt",ios::in);
    arc_vector aiv; LoadArcsInfo(&SectionsFile,&aiv);
    SectionsFile.close();
    //*****

    /******LECTURE DES PARAMETRES DE BASE*****
    ifstream TimeFile("D:\\Data\\Parameters.txt",ios::in);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');float start_period=atof(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');float end_period=atof(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int freeflowspeed=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int HistReplicNb=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int ReplicId=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int nb_stat_period=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int zmin=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int zmax=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int xmin=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int xmax=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int aipe=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int aile=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int subst=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int wneural=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int histo=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int nn=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int snn=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int msle=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int pathhtt=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int linkstats=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int cov=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int rhisto=atoi(buffer);
    TimeFile.getline(buffer,100,' ');TimeFile.getline(buffer,100,'\n');int histo_only=atoi(buffer);
    TimeFile.close();
    //*****

    /******OUVERTURE DES FICHIERS EN OUTPUT*****
    ofstream AIPEfile("D:\\Data\\AIPE.txt",ios::out);AIPE_Ini(&AIPEfile);
    ofstream AILEfile("D:\\Data\\AILE.txt",ios::out);AIPE_Ini(&AILEfile);
    ofstream SUBSTfile("D:\\Data\\SUBST.txt",ios::out);AIPE_Ini(&SUBSTfile);
    ofstream NEURALfile("D:\\Data\\NEURAL.txt",ios::out);NEURAL_Ini(&NEURALfile,histo);
    ofstream MSLEfile("D:\\Data\\MSLE.txt",ios::out);AIPE_Ini(&MSLEfile);
    ofstream MSPEfile("D:\\Data\\MSPE.txt",ios::out);AIPE_Ini(&MSPEfile);
    ofstream MSPVEfile("D:\\Data\\MSPVE.txt",ios::out);AIPE_Ini(&MSPVEfile);
    ofstream MSPCEfile("D:\\Data\\MSPCE.txt",ios::out);AIPE_Ini(&MSPCEfile);
```

```

//*****
//*****DEBUT DE LA BOUCLE VARIANT L'AP (MAX=8)*****
for(int z=zmin;z<zmax;z++)
{
    rec_period=rec_period_choice[z];
    cout<<"rec_period: "<<rec_period<<endl;
    nbperiods=int((end_period-start_period)/rec_period);

    replication r;
    if(histo_only !=1){GetArcsInfo(&aiv,&(r.arc_c),&(r.arc_ci),&(r.arc_co),&(r.arc_cio),nbperiods);}
    vehicles_container vec;

    //*****DEBUT DE LA BOUCLE VARIANT LE ER (MAX=11)*****
    for(int x=xmin;x<xmax;x++)
    {
        probe_per=probe_per_choice[x];
        cout<<"probe_per: "<<probe_per<<endl;

        replication rh;
        if(histo==1)
        {
            GetArcsInfo(&aiv,&(rh.arc_c),&(rh.arc_ci),&(rh.arc_co),&(rh.arc_cio),nbperiods);
            if(rhisto==1)
            {
                sprintf(buffer,"D:\\Data\\HistoDB\\%i-%i.txt",rec_period,probe_per);ifstream
                hfile(buffer,ios::in);

                G_ReadHistoric(&hfile,&rh,nbperiods);hfile.close();
                cout<<"Fin chargement Historique t="<<time(NULL)-time_0<<endl;
            }
            else
            {
                //*****BOUCLE CALCUL PROFIL
                HISTORIQUE*****
                for(replic=1;replic<(HistReplicNb+1);replic++)
                {
                    replication rr;

                    GetArcsInfo(&aiv,&(rr.arc_c),&(rr.arc_ci),&(rr.arc_co),&(rr.arc_cio),nbperiods);
                    vehicles_container vc;

                    sprintf(buffer,"D:\\Data\\RecordsReplic_%i.txt",replic);ifstream
                    inputfile(buffer,ios::in);

                    GetVehiclesTravelTime(&inputfile,&vc,&rr.arc_c,&rr.arc_ci,&rr.arc_co,&rr.arc_cio,probe_per,start_period,rec_period,n
                    b_stat_period,nbperiods,cov);

                    inputfile.close();

                    //G_CalculateStatistics(&rr,nbperiods,false);

                    CalculateHistorical(&rr,&rh,nbperiods,freeflowspeed);

                    DeleteReplication(&rr);

                    cout<<"Replication "<<replic<<" ok! p="<<ProbeNb(&vc)<<"
                    v="<<vc.size()<<" t="<<time(NULL)-time_0<<endl;
                }
                sprintf(buffer,"D:\\Data\\HistoDB\\%i-%i.txt",rec_period,probe_per); ofstream
                HFile(buffer,ios::out);

                WriteHistoric(&HFile,&rh,nbperiods);HFile.close();
                cout<<"Fin calcul historique t="<<time(NULL)-time_0<<endl;
            }
        }
        //*****
    }
    if(histo_only != 1)
    {
        srand(1234);
        replic=ReplicId;

        if(x==xmin)
        {
            sprintf(buffer,"D:\\Data\\RecordsReplic_%i.txt",replic);ifstream
            inputfile(buffer,ios::in);

            GetVehiclesTravelTime(&inputfile,&vec,&r.arc_c,&r.arc_ci,&r.arc_co,&r.arc_cio,probe_per,start_period,rec_period,nb
            _stat_period,nbperiods,cov);

```

```

        inputfile.close();
        //G_CalculateStatistics(&r,nbperiods,false);
    }
    else
    {
        RefreshVehiclesTravelTime(&vec,&r,probe_per,start_period,rec_period,nb_stat_period,nbperiods,cov);
        //G_CalculateStatistics(&r,nbperiods,true);
    }

    cout<<"Replication "<<replic<<" utilisee p="<<ProbeNb(&vec)<<" v="<<vec.size()<<"
t="<<time(NULL)-time_0<<endl;

    if(wneural==1)
    {G_WriteNeuralData(&NEURALfile,&r,&rh,nbperiods,rec_period,probe_per,histo);}

    G_Median(&r,nbperiods);

    G_Substitution(&r,&rh,nbperiods,freeflowspeed,histo,nn,snn,rec_period,probe_per,subst,&SUBSTfile);

    cout<<time(NULL)-time_0<<" ";
    AverageSD(&r,nbperiods,&SUBSTfile);

    if(aipe==1){AIPE(&vec,&r,&AIPEfile,start_period,probe_per,rec_period,nbperiods);}cout<<time(NULL)-time_0<<endl;
    if(aile==1){WriteAILE(&vec,&r,nbperiods,&AILEfile,rec_period,probe_per,start_period);}
    if(msle==1){WriteMSLE(&r,&MSLEfile,nbperiods,rec_period,probe_per);}
    if(cov==1){cout<<"Calculate Covariance:
"<<G_CalculateCovariance(&r,nbperiods)<<endl;}
    if(pathtt==1)
    {
        itinerary_container iti;
        cout<<"WritePathTravelTime: ";

        cout<<WritePathTravelTime(&vec,&iti,&r,start_period,rec_period,nbperiods,cov,&MSPEfile,&MSPVfile,&MSPCEfile,
probe_per)<<endl;
    }

    if(linkstats==1){sprintf(buffer,"D:\\Data\\Stats_%i_%i.txt",rec_period,probe_per);ofstream STATSfile(buffer,ios::out);
    G_WriteStatistics(&r,&STATSfile,nbperiods);STATSfile.close();}
    cout<<"Avant nettoyage: "<<time(NULL)-time_0<<endl;

    //*****OPERATION DE NETTOYAGE*****
    ArcClearing(&r.arc_c,nbperiods,true);ArcClearing(&r.arc_ci,nbperiods,true);
    ArcClearing(&r.arc_co,nbperiods,true);ArcClearing(&r.arc_cio,nbperiods,true);

    //*****
    }
    if(histo==1){DeleteReplication(&rh);}
    cout<<"Fin boucle ER: "<<time(NULL)-time_0<<endl;
}
DeleteReplication(&r);
cout<<"Fin boucle AP: "<<time(NULL)-time_0<<endl;
}
//*****FERMETURE DES FICHIERS EN OUTPUT*****
AIPEfile.close();
AILEfile.close();
SUBSTfile.close();
NEURALfile.close();
MSLEfile.close();
MSPEfile.close();
MSPVfile.close();
MSPCEfile.close();
//*****
cout<<"temps total: "<<time(NULL)-time_0<<endl;

```

9.6.2 Fonctions.h

```

#pragma warning (disable:4786)
#pragma warning (disable:4551)
#pragma warning (disable:4503)
#pragma warning (disable:4305)
#ifndef Fonctions_h
#define Fonctions_h
#include <string>
#include <map>
#include <vector>
#include <cstdlib>

```

```

#include <algorithm>
#include <math.h>
#include <stdlib.h>
#include <time.h>
#include <iostream>
#include <fstream>
#include <iomanip>
#include <stdio.h>
#include <time.h>

using namespace std;

typedef vector<int> sec_vector;//Container des id des setions "queue" du modèle servant de base pour la détection des
véhicules
typedef vector<int>::iterator sec_iter;
typedef vector<float> ttvector;
typedef struct {float TravelTime; bool guided;} record;// Structure des enregistrement des temps de parcours
typedef std::map<int,record> record_container;// Container des temps de parcours indexé par l'id des véhicules
typedef std::map<int,record>::iterator record_iter;
typedef struct {float sum, sumq, average, sd, median,Cov,CoefCor,Histo,NN; int nb;record_container rc;ttvector ttv;void init();}
statistics;
typedef struct {int Ffrom,From,FromHead,To,RoadType,Yield; float Length,FF;statistics* stat;statistics* statp;} arc;//Structure
des arcs, indépendant du type c, l, o ou io
typedef std::map<string,arc> arc_container;//Container d'arcs
typedef vector<arc> arc_vector;
typedef vector<arc>::iterator arcinfo_iter;
typedef std::map<string,arc>::iterator arc_iter;//Itérateur de container d'arcs
typedef struct {string Id,Id_i,Id_o,Id_io;float TravelTime;} link;
typedef std::map<float,link> path_container;
typedef std::map<float,link>::iterator path_iter;
typedef struct {bool guided;path_container path;float EnterTime,ptr,ptte,ptte_i,ptte_o,ptte_io;} vehicles;//Structure de véhicules
repérés section par section
typedef std::map<int,vehicles> vehicles_container;//Le container de véhicules indexé par leur identifiant
typedef std::map<int,vehicles>::iterator vehicles_iter;
typedef struct {statistics* stat1;statistics* statp1;statistics* stat2;statistics* statp2;} CovRecord;
typedef std::map<string,CovRecord> CovRecord_container;
typedef std::map<string,CovRecord>::iterator CovRecord_iter;
typedef std::map<string,CovRecord_container>::iterator Covar_iter;
typedef std::map<string,CovRecord_container> Covar_container;
typedef struct {arc_container arc_c,arc_ci,arc_co,arc_cio;Covar_container cc,cc_i,cc_o,cc_io;} replication;
typedef std::map<int,replication>::iterator replication_iter;
typedef std::map<int,replication> replication_container;
typedef struct {float FF,Histo,NN;} Subst_out;
typedef struct {float ptte,ptte_i,ptte_o,ptte_io,pvare,pvare_i,pvare_o,pvare_io,pcove,pcove_i,pcove_o,pcove_io;void init();}
path_stats;
typedef struct {float length;int Nb;statistics* stat;path_stats* pstats;path_container path;} itinerary;
typedef std::map<string,itinerary> itinerary_container;
typedef std::map<string,itinerary>::iterator itinerary_iter;
typedef struct {float** IW;float* LW;float* b1;float b2;} NNWeights;
typedef struct {float* min;float* max;} NNNorm;

void GetArcsInfo(arc_vector*,arc_container*,arc_container*,arc_container*,arc_container*,int);
float
GetVehiclesTravelTime(ifstream*,vehicles_container*,arc_container*,arc_container*,arc_container*,arc_container*,int,float,int,i
nt,int,int);
void WriteRecords(ofstream*,arc_container*,int);
int StockTravelTime(arc_container*,string,int,float,bool,int,int,bool,float,int);
void CalculateStatistics(arc_container*,int,bool);
void WriteStatistics(ofstream*,arc_container*,int);
void ArcClearing(arc_container*,int,bool);
void GetHistoricalTravelTime(ofstream*,ofstream*,arc_container*,int);
void NewArc(arc_container*,string,int,int,int,int,int,int,float,int);
void CalculateHistorical(replication*,replication*,int,int);
void ArcHistorical(arc_container*,replication*,int,int);
float ZeroReplaceFreeFlow(arc_container*,int,int);
float ZeroReplaceHistorical(arc_container*,int,arc_container*);
int ProbeNb (vehicles_container*);
void EditVehiclesInfo(vehicles_container*);
void AIPE(vehicles_container*,replication*,ofstream*,float,int,int,int);
void WriteVehiclesData(vehicles_container*);
void LoadArcsInfo (ifstream*,arc_vector*);
float Stdev (float,float,int);
void Stat (statistics*,float);
int min(int,int);
time_t WritePathTravelTime(vehicles_container*,
itinerary_container*,replication*,float,int,int,int,ofstream*,ofstream*,ofstream*,int);
void DeleteReplication(replication*);

```

```

void CalculateCovariance(Covar_container*,arc_container*,int,ofstream*);
time_t G_CalculateCovariance(replication*,int);
void WriteCovariance(Covar_container*,ofstream*,int);
void WriteNeuralData(ofstream*,arc_container*,arc_container*,int,int,int,int);
float AILE(vehicles_container*,arc_container*,int,float,int,int);
void AIPE_Ini(ofstream*);
void NEURAL_Ini(ofstream*,int);
void G_CalculateStatistics(replication*,int,bool);
void G_WriteNeuralData(ofstream*,replication*,replication*,int,int,int,int);
void G_ZeroReplaceHistorical(replication*,int,replication*,int,ofstream*,int,int);
void G_ZeroReplaceFreeFlow(replication*,int,int,int,ofstream*,int,int);
void WriteAILE(vehicles_container*,replication*,int,ofstream*,int,int,float);
void G_WriteStatistics(replication*,ofstream*,int);
float MSLE(arc_container*,int);
void WriteMSLE(replication*,ofstream*,int,int,int);
float NN(int,int,float,int,int,int,float,float,float,float);
void ZeroReplaceNN(arc_container*,int,int,int,int,int);
Subst_out Substitution(arc_container*,arc_container*,int,int,int,int,int,int);
void G_Substitution(replication*,replication*,int,int,int,int,int,int,ofstream*);
NNWeights GetNNWeights(int,int,char*);
NNNorm GetNNNorm(int,char*);
float* NormInput(float* input,int l,NNNorm n);
float RefreshVehiclesTravelTime(vehicles_container*,replication*,int,float,int,int,int);
void WriteHistoric(ofstream*,replication*,int);
void ReadHistoric(ifstream*,arc_container*,int);
void G_ReadHistoric(ifstream*,replication*,int);
void Median(arc_container* pac,int nbperiods);
void G_Median(replication* pr,int nbperiods);
void AverageSD(replication*,int,ofstream*);

#endif

```

9.6.3 Fonctions.cxx

```

#pragma warning (disable:4786)
#include "Fonctions.h"
//char tab = '\t';

void LoadArcsInfo (ifstream* pfile,arc_vector* paiv)
{
    arc ai;
    char buffer [254];

    (*pfile).getline(buffer,100,'\n');

    while(!(*pfile).eof())
    {
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');ai.Ffrom = atoi(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');ai.From = atoi(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');ai.FromHead = atoi(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');ai.To = atoi(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');ai.Length = atof(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');ai.RoadType = atoi(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\n');ai.Yield = atoi(buffer);

        if (ai.From != 0)
        {
            (*paiv).push_back(ai);
        }
    }
}

void GetArcsInfo (arc_vector* paiv,arc_container* pc,arc_container* pci,arc_container* pco,arc_container* pcio, int nbperiods)
{
    int Ffrom,From,FromHead,To,RoadType,Yield; float Length;

    arcinfo_iter iter=(*paiv).begin();
    while(iter != (*paiv).end())
    {
        Ffrom = (*iter).Ffrom;
        From = (*iter).From;
        FromHead = (*iter).FromHead;
        To = (*iter).To;
        Length = (*iter).Length;
        RoadType = (*iter).RoadType;
        Yield = (*iter).Yield;
    }
}

```

```

if (From != 0)
{
    char arc_id [20];

    sprintf(arc_id,"x-%i-x",From);string s=arc_id;
    sprintf(arc_id,"%i-%i-x",Ffrom,From);string si=arc_id;
    sprintf(arc_id,"x-%i-%i",From,To);string so=arc_id;
    sprintf(arc_id,"%i-%i-%i",Ffrom,From,To);string sio=arc_id;

    NewArc(pc,s,0,From,FromHead,0,RoadType,Yield,Length,nbperiods);
    NewArc(pci,si,Ffrom,From,FromHead,0,RoadType,Yield,Length,nbperiods);
    NewArc(pco,so,0,From,FromHead,To,RoadType,Yield,Length,nbperiods);
    NewArc(pcio,sio,Ffrom,From,FromHead,To,RoadType,Yield,Length,nbperiods);

}
iter++;
}
}
float GetVehiclesTravelTime(ifstream* pfile, vehicles_container* vc, arc_container* ac,arc_container* aci,arc_container*
aco,arc_container* acio,int probe_per,float start_period, int rec_period, int nb_stat_period,int nbperiods,int cov)
{
    char buffer [256];
    char arc_id [20];
    int n=0;int ko=0;int ko_i=0;int ko_o=0;int ko_io=0;
    (*pfile).getline(buffer,100,'\n');
    while(!(*pfile).eof())
    {
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');int VehId=atoi(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');float ExitTime=atof(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');float TravelTime=atof(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');int Ffrom=atoi(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');int From=atoi(buffer);
        (*pfile).getline(buffer,100,'\n');int To=atoi(buffer);

        int test=0;
        sprintf(arc_id,"x-%i-x",From); string s = arc_id;
        arc_iter i>(*ac).find(s);if(i!>(*ac).end()){test++;};//test la conformité de l'enregistrement
        sprintf(arc_id,"%i-%i-x",Ffrom,From); string si = arc_id;
        arc_iter ii>(*aci).find(si);if(ii!>(*aci).end()){test++;}
        sprintf(arc_id,"x-%i-%i",From,To); string so = arc_id;
        arc_iter io>(*aco).find(so);if(io!>(*aco).end()){test++;}
        sprintf(arc_id,"%i-%i-%i",Ffrom,From,To); string sio = arc_id;
        arc_iter iio>(*acio).find(sio);if(iio!>(*acio).end()){test++;}
        if(VehId!=0 && test==4)
        {

            bool guided=false;
            vehicles_iter iter = (*vc).find(VehId);
            link l; l.Id=s;l.Id_i=si;l.Id_o=so;l.Id_io=sio;l.TravelTime=TravelTime;

            if(iter != (*vc).end())
            {
                guided = iter->second.guided;
                iter->second.path.insert(std::make_pair(ExitTime,l));
            }
            else
            {
                if (rand()%1000 <probe_per){guided=true;}
                vehicles veh;
                veh.guided=guided;
                veh.EnterTime=ExitTime-TravelTime;
                veh.path.insert(std::make_pair(ExitTime,l));
                (*vc).insert(std::make_pair(VehId,veh));
            }
            int index= (int)((ExitTime-start_period)/rec_period);
            //if(ExitTime>=start_period+(nbperiods*rec_period)){index=index-1;}
            int nb = min(nb_stat_period,nbperiods-index);

            ko+=StockTravelTime(ac,s,VehId,TravelTime,guided,index,nb,false,ExitTime,cov);
            ko_i+=StockTravelTime(aci,si,VehId,TravelTime,guided,index,nb,false,ExitTime,cov);
            ko_o+=StockTravelTime(aco,so,VehId,TravelTime,guided,index,nb,false,ExitTime,cov);
            ko_io+=StockTravelTime(acio,sio,VehId,TravelTime,guided,index,nb,false,ExitTime,cov);

            n++;
        }
    }
}

```

```

        return n;
    }
}
float RefreshVehiclesTravelTime(vehicles_container* vc, replication* pr,int probe_per,float start_period,int rec_period,int
nb_stat_period,int nbperiods,int cov)
{
    int n=0;
    for(vehicles_iter iter=(*vc).begin();iter!=(*vc).end();iter++)
    {
        iter->second.guided=false;
        if (rand()%1000 <probe_per){iter->second.guided=true;}
        for(path_iter it=iter->second.path.begin();it!=iter->second.path.end();it++)
        {
            int index= (int)((it->first-start_period)/rec_period);
            int nb = min(nb_stat_period,nbperiods-index);
            StockTravelTime(&(*pr).arc_c,it->second.Id,iter->first,it->second.TravelTime,iter-
>second.guided,index,nb,true,it->first,cov);
            StockTravelTime(&(*pr).arc_ci,it->second.Id_i,iter->first,it->second.TravelTime,iter-
>second.guided,index,nb,true,it->first,cov);
            StockTravelTime(&(*pr).arc_co,it->second.Id_o,iter->first,it->second.TravelTime,iter-
>second.guided,index,nb,true,it->first,cov);
            StockTravelTime(&(*pr).arc_cio,it->second.Id_io,iter->first,it->second.TravelTime,iter-
>second.guided,index,nb,true,it->first,cov);
            n++;
        }
    }
    return n;
}
int StockTravelTime(arc_container* ac,string a,int VehId,float TravelTime,bool guided, int index,int nb_stat_period, bool
only_probe,float ExitTime,int cov)
{
    arc_iter it = (*ac).find(a);
    if (it != (*ac).end())
    {
        for(int i=index;i<(index+nb_stat_period);i++)
        {
            record r;
            r.guided=guided;r.TravelTime=TravelTime;
            if(!only_probe)
            {
                Stat(&(it->second.stat[i]),TravelTime);
                it->second.stat[i].ttv.push_back(TravelTime);
                if(cov==1)it->second.stat[i].rc.insert(std::make_pair(VehId,r));
            }
            if(guided)
            {
                Stat(&(it->second.statp[i]),TravelTime);
                it->second.statp[i].ttv.push_back(TravelTime);
                if(cov==1)it->second.statp[i].rc.insert(std::make_pair(VehId,r));
            }
        }
        return 0;
    }
    else{return 1;}//Retourne 1 si l'identifiant de l'arc est rejeté
}
void CalculateStatistics(arc_container* ac,int nbperiods,bool probe)
{
    arc_iter iter = (*ac).begin();
    while(iter != (*ac).end())
    {
        for(int i=0;i<nbperiods;i++)
        {
            //general *****
            if(probe==false)
            {
                record_iter it=iter->second.stat[i].rc.begin();
                while(it != iter->second.stat[i].rc.end())
                {
                    Stat(&(iter->second.stat[i]),it->second.TravelTime);
                    it++;
                }
            }
            //probe *****
            record_iter itp=iter->second.statp[i].rc.begin();
            while(itp != iter->second.statp[i].rc.end())
            {
                Stat(&(iter->second.statp[i]),itp->second.TravelTime);
                itp++;
            }
        }
    }
}

```

```

    }
    iter++;
}
}
void WriteStatistics(ofstream* pfile,arc_container* ac, int nbperiods)
{
    (*pfile)<<"Ffrom"<<"\t"<<"From"<<"\t"<<"To"<<"\t"<<"ArcLength"<<"\t"<<"RoadType"<<"\t"<<"Yield"<<"\t";
    (*pfile)<<"PeriodIndex"<<"\t"<<"Nb"<<"\t"<<"Nb-p"<<"\t"<<"Average"<<"\t"<<"Average-p"<<"\t"<<"Sd"<<"\t"<<"Sd-p"<<"\t";
    (*pfile)<<"Med"<<"\t"<<"Med-p"<<"\t"<<"FF"<<"\t"<<"Histo"<<"\t"<<"NN"<<"\n";
    arc_iter iter=(*ac).begin();
    while(iter != (*ac).end())
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            (*pfile)<<iter->second.Ffrom<<"\t"<<iter->second.From<<"\t"<<iter->second.To<<"\t"<<iter-
>second.Length<<"\t";
            (*pfile)<<iter->second.RoadType<<"\t"<<iter->second.Yield<<"\t"<<index<<"\t";
            (*pfile)<<iter->second.stat[index].nb<<"\t"<<iter->second.statp[index].nb<<"\t";
            (*pfile)<<iter->second.stat[index].average<<"\t"<<iter->second.statp[index].average<<"\t";
            (*pfile)<<iter->second.stat[index].sd<<"\t"<<iter->second.statp[index].sd<<"\t";
            (*pfile)<<iter->second.stat[index].median<<"\t"<<iter->second.statp[index].median<<"\t";
            (*pfile)<<iter->second.FF<<"\t"<<iter->second.statp[index].Histo<<"\t"<<iter-
>second.statp[index].NN<<"\n";
        }
        iter++;
    }
}
void WriteHistoric(ofstream* pfile,replication* pr, int nbperiods)
{
    for(arc_iter iter=(*pr).arc_c.begin();iter != (*pr).arc_c.end();iter++)
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            (*pfile)<<iter->first<<"\t"<<iter->second.stat[index].nb<<"\t"<<iter->second.statp[index].nb<<"\t";
            (*pfile)<<iter->second.stat[index].average<<"\t"<<iter->second.statp[index].average<<"\t";
            (*pfile)<<iter->second.stat[index].sd<<"\t"<<iter->second.statp[index].sd<<"\n";
        }
    }
    for(arc_iter ite=(*pr).arc_ci.begin();ite != (*pr).arc_ci.end();ite++)
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            (*pfile)<<ite->first<<"\t"<<ite->second.stat[index].nb<<"\t"<<ite->second.statp[index].nb<<"\t";
            (*pfile)<<ite->second.stat[index].average<<"\t"<<ite->second.statp[index].average<<"\t";
            (*pfile)<<ite->second.stat[index].sd<<"\t"<<ite->second.statp[index].sd<<"\n";
        }
    }
    for(arc_iter it=(*pr).arc_co.begin();it != (*pr).arc_co.end();it++)
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            (*pfile)<<it->first<<"\t"<<it->second.stat[index].nb<<"\t"<<it->second.statp[index].nb<<"\t";
            (*pfile)<<it->second.stat[index].average<<"\t"<<it->second.statp[index].average<<"\t";
            (*pfile)<<it->second.stat[index].sd<<"\t"<<it->second.statp[index].sd<<"\n";
        }
    }
    for(arc_iter i=(*pr).arc_cio.begin();i != (*pr).arc_cio.end();i++)
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            (*pfile)<<i->first<<"\t"<<i->second.stat[index].nb<<"\t"<<i->second.statp[index].nb<<"\t";
            (*pfile)<<i->second.stat[index].average<<"\t"<<i->second.statp[index].average<<"\t";
            (*pfile)<<i->second.stat[index].sd<<"\t"<<i->second.statp[index].sd<<"\n";
        }
    }
}
void ReadHistoric(ifstream* pfile,arc_container* ac, int nbperiods)
{
    char buffer [256];
    for(int a=0;a<(*ac).size();a++)
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            (*pfile).getline(buffer,100,'\t');string s= buffer;
            (*pfile).getline(buffer,100,'\t');int nb= atoi(buffer);(*ac)[s].stat[index].nb=nb;
            (*pfile).getline(buffer,100,'\t');int pnb= atoi(buffer);(*ac)[s].statp[index].nb=pnb;
        }
    }
}

```

```

        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');float av= atof(buffer);(*ac)[s].stat[index].average=av;
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');float pav= atof(buffer);(*ac)[s].statp[index].average=pav;
        (*pfile).getline(buffer,100,'\t');float sd= atof(buffer);(*ac)[s].stat[index].sd=sd;
        (*pfile).getline(buffer,100,'\n');float psd= atof(buffer);(*ac)[s].statp[index].sd=psd;
    }
}
}
void G_ReadHistoric(ifstream* pfile,replication* pr,int nbperiods)
{
    ReadHistoric(pfile,&(*pr).arc_c,nbperiods);
    ReadHistoric(pfile,&(*pr).arc_ci,nbperiods);
    ReadHistoric(pfile,&(*pr).arc_co,nbperiods);
    ReadHistoric(pfile,&(*pr).arc_cio,nbperiods);
}
void ArcClearing(arc_container* ac,int nbperiods,bool probe)
{
    arc_iter iter=(*ac).begin();
    while(iter != (*ac).end())
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            if(probe==false) iter->second.stat[index].init();
            iter->second.statp[index].init();
        }
        iter++;
    }
}
void NewArc(arc_container* pc, string s, int Ffrom, int From, int FromHead, int To, int RoadType, int Yield, float Length, int
nbperiods)
{
    arc_iter iter = (*pc).find(s);
    if (iter == (*pc).end())
    {
        arc a;
        statistics* tab = new statistics[nbperiods];
        statistics* tabp = new statistics[nbperiods];
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            tab[index].init();
            tabp[index].init();
        }
        a.Ffrom = Ffrom; a.From = From;a.FromHead=FromHead;a.To = To;
        a.RoadType=RoadType;a.Yield=Yield;a.Length=Length;a.stat=tab;a.statp=tabp;
        (*pc).insert(std::make_pair(s,a));
    }
}
void CalculateHistorical(replication* pr, replication* prh, int nbperiods, int freeflow speed)
{
    ArcHistorical(&(*pr).arc_c,prh,nbperiods,0);
    ArcHistorical(&(*pr).arc_ci,prh,nbperiods,1);
    ArcHistorical(&(*pr).arc_co,prh,nbperiods,2);
    ArcHistorical(&(*pr).arc_cio,prh,nbperiods,3);
}
void ArcHistorical(arc_container* pac,replication* pr,int nbperiods, int type)
{
    arc_iter j=(*pac).begin();
    arc_iter k;
    while(j!=(*pac).end())
    {
        if(type==0){k=(*pr).arc_c.find(j->first);}
        if(type==1){k=(*pr).arc_ci.find(j->first);}
        if(type==2){k=(*pr).arc_co.find(j->first);}
        if(type==3){k=(*pr).arc_cio.find(j->first);}

        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            k->second.stat[index].sum+=j->second.stat[index].average;
            k->second.stat[index].sumq+=j->second.stat[index].sd;
            if(j->second.stat[index].average != 0){k->second.stat[index].nb++;}
            if(k->second.stat[index].nb!=0)
            {
                k->second.stat[index].average=k->second.stat[index].sum/k->second.stat[index].nb;
                k->second.stat[index].sd=k->second.stat[index].sumq/k->second.stat[index].nb;
            }
            k->second.statp[index].sum+=j->second.statp[index].average;
            k->second.statp[index].sumq+=j->second.statp[index].sd;
            if(j->second.statp[index].average != 0){k->second.statp[index].nb++;}
        }
    }
}

```

```

        if(k->second.statp[index].nb!=0)
        {
            k->second.statp[index].average=k->second.statp[index].sum/k->second.statp[index].nb;
            k->second.statp[index].sd=k->second.statp[index].sumq/k->second.statp[index].nb;
        }
    }
    j++;
}
}
float ZeroReplaceFreeFlow(arc_container* pac, int nbperiods, int freeflowspeed)
{
    float n=0;int m=0;float sum=0;
    arc_iter iter=(*pac).begin();
    while(iter != (*pac).end())
    {
        for(int index=0; index<nbperiods; index++)
        {
            if(iter->second.statp[index].average==0)
            {
                iter->second.statp[index].average=iter->second.Length/freeflowspeed;n++;
                if(iter->second.statp[index].nb!=0)
                {sum+=pow((iter->second.statp[index].average-iter-
>second.statp[index].average),2);m++;;}
            }
            if(iter->second.statp[index].average==0)
            {iter->second.statp[index].average=iter->second.Length/freeflowspeed;}
        }
        iter++;
    }
    cout<<"MSE pour FreeFlow replacement: "<<sum/m<<endl;
    return (n*100)/((*pac).size()*nbperiods);
}
float ZeroReplaceHistorical(arc_container* pac, int nbperiods, arc_container* pach)
{
    float n=0;int m=0;float sum=0;
    arc_iter iter=(*pac).begin();
    while(iter != (*pac).end())
    {
        arc_iter ith = (*pach).find(iter->first);
        for(int index=0; index<nbperiods; index++)
        {
            if(iter->second.statp[index].nb==0 && ith->second.statp[index].average!=0)
            {
                iter->second.statp[index].average=ith->second.statp[index].average;n++;
                if(iter->second.statp[index].nb!=0)
                {sum+=pow((iter->second.statp[index].average-iter-
>second.statp[index].average),2);m++;;}
            }
        }
        iter++;
    }
    cout<<"MSE pour Historical replacement: "<<sum/m<<endl;
    return (n*100)/((*pac).size()*nbperiods);
}
int ProbeNb (vehicles_container* pvc)
{
    int p=0;
    vehicles_iter iter = (*pvc).begin();
    while(iter != (*pvc).end())
    {
        if(iter->second.guided == true){p++;}
        iter++;
    }
    return p;
}
void EditVehiclesInfo(vehicles_container* pvc)
{
    int n=0; int np=0;
    vehicles_iter iter = (*pvc).begin();
    while(iter != (*pvc).end())
    {
        n = n+iter->second.path.size();
        if(iter->second.guided){np=np+iter->second.path.size();}
        iter++;
    }
    cout<<"Le container de vehicles a "<<n<<" enregistrement dont "<<np<<" de probes"<<endl;
}

```

```

void AIPE(vehicles_container* pvc,replication* pr,ofstream* pfile,float start_period,int probe_per,int rec_period,int nbperiods)
{
    ofstream file("D:\\Data\\PathTT.txt",ios::out);
    float gsumv=0;
    float gsump=0;float gsump_i=0;float gsump_o=0;float gsump_io=0;

    for(vehicles_iter iter=(*pvc).begin();iter != (*pvc).end();iter++)
    {
        int IdVeh = iter->first;
        float sumv=0;
        float sump=0;float sump_i=0;float sump_o=0;float sump_io=0;

        for(path_iter it = iter->second.path.begin();it != iter->second.path.end();it++)
        {
            float ExitTime=it->first;
            int index = (int)(ExitTime-start_period)/rec_period;
            if(ExitTime>=start_period+(nbperiods*rec_period)){index=index-1;}

            sumv+=it->second.TravelTime;
            sump+=(*pr).arc_c[it->second.Id].statp[index].average;
            sump_i+=(*pr).arc_ci[it->second.Id_i].statp[index].average;
            sump_o+=(*pr).arc_co[it->second.Id_o].statp[index].average;
            sump_io+=(*pr).arc_cio[it->second.Id_io].statp[index].average;
        }
        iter->second.pttr=sumv;
        iter->second.ptte=sump;
        iter->second.ptte_i=sump_i;
        iter->second.ptte_o=sump_o;
        iter->second.ptte_io=sump_io;

        gsumv+=sumv;
        gsump+=fabs(sump-sumv);
        gsump_i+=fabs(sump_i-sumv);
        gsump_o+=fabs(sump_o-sumv);
        gsump_io+=fabs(sump_io-sumv);
    }
    (*pfile)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<gsump/gsumv<<"\t"<<gsump_i/gsumv<<"\t"<<gsump_o/gsumv<<"\t"<<gsump_io/gsumv<<endl;
}
void WriteVehiclesData(vehicles_container* pvc)
{
    ofstream file("D:\\Data\\Vehicles.txt",ios::out);
    vehicles_iter iter=(*pvc).begin();
    while(iter != (*pvc).end())
    {
        path_iter it = iter->second.path.begin();
        while(it != iter->second.path.end())
        {
            file<<iter->first<<"\t"<<it->first<<"\t"<<it->second.TravelTime<<"\t";
            file<<it->second.Id<<"\t"<<it->second.Id_i<<"\t"<<it->second.Id_o<<"\t"<<it->second.Id_io<<endl;
            it++;
        }
        iter++;
    }
}
float Stdev (float sum, float sumq, int nb)
{
    float sd = sqrt((sumq-((sum*sum)/nb))/nb);
    if (sd<0){sd=0.00;}
    return sd;
}
void Stat (statistics* pstat, float tt)
{
    (*pstat).sum+=tt;
    (*pstat).sumq+=pow(tt,2);
    (*pstat).nb++;
    if((*pstat).nb !=0){(*pstat).average=(*pstat).sum/(*pstat).nb;}
    (*pstat).sd = Stdev((*pstat).sum,(*pstat).sumq,(*pstat).nb);
}
int min(int x, int y)
{
    if (x <= y){return x;}
    else{return y;}
}
time_t WritePathTravelTime(vehicles_container* pvc,itinerary_container* piti,replication* pr,float start_period,int rec_period,int nbperiods,int cov, ofstream* PE, ofstream* VE, ofstream* CE,int probe_per)
{

```

```

time_t time_0=time(NULL);
ofstream file("D:\\Data\\PathTT.txt",ios::out);
vehicles_iter iter=(*pvc).begin();
while(iter != (*pvc).end())
{
    string s="";
    int index=(int)((iter->second.EnterTime-start_period)/rec_period);

    path_iter it=iter->second.path.begin();
    while(it!=iter->second.path.end())
    {
        if(it==iter->second.path.begin()){s+=it->second.Id_io;}//Premier arc du path
        else
        {string ss=it->second.Id_o;ss.erase(0,ss.find_last_of("-"));s+=ss;}//Rajout du dernier link
        it++;
    }

    file<<iter->first<<"t"<<iter->second.pttr<<"t"<<iter->second.ptte<<"t";
    file<<iter->second.ptte_i<<"t"<<iter->second.ptte_o<<"t"<<iter->second.ptte_io<<"t"<<ss<<endl;

    itinerary_iter i=(*piti).find(s);
    record r; r.guided=false;r.TravelTime=iter->second.pttr;
    if(i!=(*piti).end())
    {
        i->second.stat[index].rc.insert(std::make_pair(iter->first,r));
        Stat(&(i->second.stat[index]),iter->second.pttr);
        i->second.Nb++;
    }
    else
    {
        statistics* tab = new statistics [nbperiods];
        path_stats* tab2 = new path_stats [nbperiods];
        for(int q=0;q<nbperiods;q++)
        {tab[q].init();tab2[q].init();}
        itinerary iti;iti.stat=tab;iti.pstats=tab2;
        iti.path=iter->second.path;
        float length=0;

        for(path_iter i=iti.path.begin();i!=iti.path.end();i++)
        {
            string id=i->second.Id;
            string id_j=i->second.Id_j;
            string id_o=i->second.Id_o;
            string id_io=i->second.Id_io;

            length+=(*pr).arc_c[id].Length;
            for(int w=0;w<nbperiods;w++)
            {
                iti.pstats[w].ptte+=(*pr).arc_c[id].statp[w].average;
                iti.pstats[w].pvare+=pow((*pr).arc_c[id].statp[w].sd,2);
                iti.pstats[w].ptte_i+=(*pr).arc_c[id_j].statp[w].average;
                iti.pstats[w].pvare_i+=pow((*pr).arc_c[id_j].statp[w].sd,2);
                iti.pstats[w].ptte_o+=(*pr).arc_co[id_o].statp[w].average;
                iti.pstats[w].pvare_o+=pow((*pr).arc_co[id_o].statp[w].sd,2);
                iti.pstats[w].ptte_io+=(*pr).arc_cio[id_io].statp[w].average;
                iti.pstats[w].pvare_io+=pow((*pr).arc_cio[id_io].statp[w].sd,2);

                if(cov==1)// Bloc interne de recherche des covariances
                {
                    cout<<"test"<<endl;
                    for(path_iter j=iti.path.begin();j!=iti.path.end();j++)
                    {
                        Covar_iter citer=(*pr).cc.find(id);
                        CovRecord_iter criter;bool test = false;
                        if(citer==(*pr).cc.end())
                        {
                            citer=(*pr).cc.find(j->second.Id);
                            if(citer!=(*pr).cc.end())
                            {
                                criter=citer->second.find(id);
                                if(criter!=citer-

```



```

    }
    }
    }
    }
    }
    iti.length=length;iti.Nb=1;
    iti.stat[index].rc.insert(std::make_pair(ite->first,r));
    Stat(&(iti.stat[index]),ite->second.pptr);
    (*piti).insert(std::make_pair(s,iti));
}
}
}

iter++;
}

ofstream file2("D:\\Data\\PathStat.txt",ios::out);ofstream toto("D:\\Data\\toto.txt",ios::out);
itinerary_iter y=(*piti).begin();
float sum=0;float sum_i=0;float sum_o=0;float sum_io=0;
int nb=0;int nb_i=0;int nb_o=0;int nb_io=0;
float vsum=0;float vsum_i=0;float vsum_o=0;float vsum_io=0;
int vnb=0;int vnb_i=0;int vnb_o=0;int vnb_io=0;
float csum=0;float csum_i=0;float csum_o=0;float csum_io=0;
int cnb=0;int cnb_i=0;int cnb_o=0;int cnb_io=0;

while (y!=(*piti).end())
{
    itinerary* pi=&(y->second);
    for(int j=0; j<nbperiods;j++)
    {
        file2<<y-
>first<<"\t"<<(*pi).length<<"\t"<<j<<"\t"<<(*pi).stat[j].nb<<"\t"<<(*pi).stat[j].average<<"\t"<<pow((*pi).stat[j].sd,2)<<"\t";
        file2<<(*pi).pstats[j].ptte<<"\t"<<(*pi).pstats[j].pvare<<"\t";
        file2<<(*pi).pstats[j].ptte_i<<"\t"<<(*pi).pstats[j].pvare_i<<"\t";
        file2<<(*pi).pstats[j].ptte_o<<"\t"<<(*pi).pstats[j].pvare_o<<"\t";
        file2<<(*pi).pstats[j].ptte_io<<"\t"<<(*pi).pstats[j].pvare_io<<"\t";
        file2<<(*pi).pstats[j].pvare+(*pi).pstats[j].pcove<<"\t";
        file2<<(*pi).pstats[j].pvare_i+(*pi).pstats[j].pcove_i<<"\t";
        file2<<(*pi).pstats[j].pvare_o+(*pi).pstats[j].pcove_o<<"\t";
        file2<<(*pi).pstats[j].pvare_io+(*pi).pstats[j].pcove_io<<"\n";

        if((*pi).stat[j].average!=0)
        {
            sum+=pow((*pi).stat[j].average-(*pi).pstats[j].ptte,2);nb++;
            sum_i+=pow((*pi).stat[j].average-(*pi).pstats[j].ptte_i,2);nb_i++;
            sum_o+=pow((*pi).stat[j].average-(*pi).pstats[j].ptte_o,2);nb_o++;
            sum_io+=pow((*pi).stat[j].average-(*pi).pstats[j].ptte_io,2);nb_io++;
        }
        if((*pi).stat[j].sd!=0)
        {
            vsum+=pow((pow((*pi).stat[j].sd,2)-(*pi).pstats[j].pvare),2);vnb++;
            vsum_i+=pow((pow((*pi).stat[j].sd,2)-(*pi).pstats[j].pvare_i),2);vnb_i++;
            vsum_o+=pow((pow((*pi).stat[j].sd,2)-(*pi).pstats[j].pvare_o),2);vnb_o++;
            vsum_io+=pow((pow((*pi).stat[j].sd,2)-(*pi).pstats[j].pvare_io),2);vnb_io++;

            csum+=pow((pow((*pi).stat[j].sd,2)-(*pi).pstats[j].pvare+(*pi).pstats[j].pcove),2);cnb++;
            csum_i+=pow((pow((*pi).stat[j].sd,2)-
(*pi).pstats[j].pvare_i+(*pi).pstats[j].pcove_i),2);cnb_i++;
            csum_o+=pow((pow((*pi).stat[j].sd,2)-
(*pi).pstats[j].pvare_o+(*pi).pstats[j].pcove_o),2);cnb_o++;
            csum_io+=pow((pow((*pi).stat[j].sd,2)-
(*pi).pstats[j].pvare_io+(*pi).pstats[j].pcove_io),2);cnb_io++;
        }
    }
    toto<<y->first<<"\t"<<y->second.Nb<<endl;
    y++;
}
(*PE)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<sum/nb<<"\t"<<sum_i/nb_i<<"\t"<<sum_o/nb_o<<"\t"<<sum_io/nb_io<<endl;
(*VE)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<vsum/vnb<<"\t"<<vsum_i/vnb_i<<"\t"<<vsum_o/vnb_o<<"\t"<<vsum_io/vnb_
io<<endl;
(*CE)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<csum/cnb<<"\t"<<csum_i/cnb_i<<"\t"<<csum_o/cnb_o<<"\t"<<csum_io/cnb_
io<<endl;
return time(NULL)-time_0;
}
/*void WritePathTravelTime(vehicles_container* pvc,itinerary_container* piti,replication* pr,float start_period,int rec_period,int
nbperiods,int cov, ofstream* PE, ofstream* VE, ofstream* CE,int probe_per)
{
    for(itinerary_iter ite=(*piti).begin();ite!=(*piti).end();ite++)

```

```

{
itinerary iti=iter->second;
if(cov==1)// Bloc de recherche des covariances
{
    for(path_iter j=iti.path.begin();j!=iti.path.end();j++)
    {
        Covar_iter citer>(*pr).cc.find(id);
        CovRecord_iter criter;bool test = false;
        if(citer==(pr).cc.end())
        {
            citer>(*pr).cc.find(j->second.Id);
            if(citer!=(pr).cc.end())
            {
                criter=citer->second.find(id);
                if(criter!=citer->second.end()){test=true;}
            }
        }
        else
        {
            criter=citer->second.find(j->second.Id);
            if(criter!=citer->second.end()){test=true;}
        }
        if(test)//Si la paire est détectée
        {
            iti.pstats[w].pcove+=2*criter->second.statp1[w].Cov;
        }
    }
    for(path_iter k=iti.path.begin();k!=iti.path.end();k++)
    {
        Covar_iter citer>(*pr).cc_i.find(id_i);
        CovRecord_iter criter;bool test = false;
        if(citer==(pr).cc_i.end())
        {
            citer>(*pr).cc_i.find(k->second.Id_i);
            if(citer!=(pr).cc_i.end())
            {
                criter=citer->second.find(id_i);
                if(criter!=citer->second.end()){test=true;}
            }
        }
        else
        {
            criter=citer->second.find(k->second.Id_i);
            if(criter!=citer->second.end()){test=true;}
        }
        if(test)//Si la paire est détectée
        {
            iti.pstats[w].pcove_i+=2*criter->second.statp1[w].Cov;
        }
    }
    for(path_iter l=iti.path.begin();l!=iti.path.end();l++)
    {
        Covar_iter citer>(*pr).cc_o.find(id_o);
        CovRecord_iter criter;bool test = false;
        if(citer==(pr).cc_o.end())
        {
            citer>(*pr).cc_o.find(l->second.Id_o);
            if(citer!=(pr).cc_o.end())
            {
                criter=citer->second.find(id_o);
                if(criter!=citer->second.end()){test=true;}
            }
        }
        else
        {
            criter=citer->second.find(l->second.Id_o);
            if(criter!=citer->second.end()){test=true;}
        }
        if(test)//Si la paire est détectée
        {
            iti.pstats[w].pcove_o+=2*criter->second.statp1[w].Cov;
        }
    }
    for(path_iter m=iti.path.begin();m!=iti.path.end();m++)
    {
        Covar_iter citer>(*pr).cc_io.find(id_io);
        CovRecord_iter criter;bool test = false;
    }
}

```

```

        if(citer==(pr).cc_io.end())
        {
            citer=(pr).cc_io.find(m->second.Id_io);
            if(citer!=(pr).cc_io.end())
            {
                criter=citer->second.find(id_io);
                if(criter!=citer->second.end()){test=true;}
            }
        }
        else
        {
            criter=citer->second.find(m->second.Id_io);
            if(criter!=citer->second.end()){test=true;}
        }
        if(test)//Si la paire est détectée
        {
            iti.pstats[w].pcove_io+=2*criter->second.statp1[w].Cov;
        }
    }
}
ofstream file2("D:\\Data\\PathStat.txt",ios::out);ofstream toto("D:\\Data\\toto.txt",ios::out);
itinerary_iter y>(*piti).begin();
float sum=0;float sum_i=0;float sum_o=0;float sum_io=0;
int nb=0;int nb_i=0;int nb_o=0;int nb_io=0;
float vsum=0;float vsum_i=0;float vsum_o=0;float vsum_io=0;
int vnb=0;int vnb_i=0;int vnb_o=0;int vnb_io=0;
float csum=0;float csum_i=0;float csum_o=0;float csum_io=0;
int cnb=0;int cnb_i=0;int cnb_o=0;int cnb_io=0;

while (y!=(piti).end())
{
    itinerary pi=&(y->second);
    for(int j=0; j<nbperiods;j++)
    {
        file2<<y-
>first<<"\t"<<pi.length<<"\t"<<j<<"\t"<<pi.stat[j].nb<<"\t"<<pi.stat[j].average<<"\t"<<pow(pi.stat[j].sd,2)<<"\t";
        file2<<pi.pstats[j].ptte<<"\t"<<pi.pstats[j].pvare<<"\t";
        file2<<pi.pstats[j].ptte_i<<"\t"<<pi.pstats[j].pvare_i<<"\t";
        file2<<pi.pstats[j].ptte_o<<"\t"<<pi.pstats[j].pvare_o<<"\t";
        file2<<pi.pstats[j].ptte_io<<"\t"<<pi.pstats[j].pvare_io<<"\t";
        file2<<pi.pstats[j].pvare+pi.pstats[j].pcove<<"\t";
        file2<<pi.pstats[j].pvare_i+pi.pstats[j].pcove_i<<"\t";
        file2<<pi.pstats[j].pvare_o+pi.pstats[j].pcove_o<<"\t";
        file2<<pi.pstats[j].pvare_io+pi.pstats[j].pcove_io<<"\n";

        if(pi.stat[j].average!=0)
        {
            sum+=pow(pi.stat[j].average-pi.pstats[j].ptte,2);nb++;
            sum_i+=pow(pi.stat[j].average-pi.pstats[j].ptte_i,2);nb_i++;
            sum_o+=pow(pi.stat[j].average-pi.pstats[j].ptte_o,2);nb_o++;
            sum_io+=pow(pi.stat[j].average-pi.pstats[j].ptte_io,2);nb_io++;
        }
        if(pi.stat[j].sd!=0)
        {
            vsum+=pow(pow(pi.stat[j].sd,2)-pi.pstats[j].pvare,2);vnb++;
            vsum_i+=pow(pow(pi.stat[j].sd,2)-pi.pstats[j].pvare_i,2);vnb_i++;
            vsum_o+=pow(pow(pi.stat[j].sd,2)-pi.pstats[j].pvare_o,2);vnb_o++;
            vsum_io+=pow(pow(pi.stat[j].sd,2)-pi.pstats[j].pvare_io,2);vnb_io++;

            csum+=pow(pow(pi.stat[j].sd,2)-pi.pstats[j].pvare+pi.pstats[j].pcove,2);cnb++;
            csum_i+=pow(pow(pi.stat[j].sd,2)-
(pi.pstats[j].pvare_i+pi.pstats[j].pcove_i),2);cnb_i++;
            csum_o+=pow(pow(pi.stat[j].sd,2)-
(pi.pstats[j].pvare_o+pi.pstats[j].pcove_o),2);cnb_o++;
            csum_io+=pow(pow(pi.stat[j].sd,2)-
(pi.pstats[j].pvare_io+pi.pstats[j].pcove_io),2);cnb_io++;
        }
    }
    toto<<y->first<<"\t"<<y->second.Nb<<endl;
    y++;
}
(*PE)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<sum/nb<<"\t"<<sum_i/nb_i<<"\t"<<sum_o/nb_o<<"\t"<<sum_io/nb_io<<endl;
;
(*VE)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<vsum/vnb<<"\t"<<vsum_i/vnb_i<<"\t"<<vsum_o/vnb_o<<"\t"<<vsum_io/vnb_
io<<endl;

```

```

(*CE)<<rec_period<<\t<<probe_per<<\t<<csum/cnb<<\t<<csum_i/cnb_j<<\t<<csum_o/cnb_o<<\t<<csum_io/cnb
_io<<endl;
}*/
void DeleteReplication(replication* pr)
{
    for(arc_iter iter=(*pr).arc_c.begin();iter != (*pr).arc_c.end();iter++)
        {delete [] iter->second.stat;delete [] iter->second.statp;}

    arc_iter ite((*pr).arc_ci.begin());
    while(ite != (*pr).arc_ci.end())
        {delete [] ite->second.stat;delete [] ite->second.statp;ite++;}

    arc_iter it((*pr).arc_co.begin());
    while(it != (*pr).arc_co.end())
        {delete [] it->second.stat;delete [] it->second.statp;it++;}

    arc_iter i((*pr).arc_cio.begin());
    while(i != (*pr).arc_cio.end())
        {delete [] i->second.stat;delete [] i->second.statp;i++;}
}
void CalculateCovariance(Covar_container* pcc,arc_container* pac,int nbperiods,ofstream* pfile)
{
    (*pfile)<<"key1"<<\t<<"key2"<<\t<<"index"<<\t<<"Cov"<<\t<<"CoefCor"<<\t<<"sd1"<<\t<<"sd2"<<endl;

    arc_iter arcit1,arcit2;

    arcit1 = (*pac).begin();
    while(arcit1 != (*pac).end())
    {
        if(arcit1->second.Yield==4)//Seulement les arcs à feux
        {
            string key1=arcit1->first;
            CovRecord_container crc;
            arcit2 = (*pac).begin();
            while(arcit2 != (*pac).end())
            {
                Covar_iter crit=(*pcc).find(arcit2->first);
                if(arcit2->second.Yield==4 && crit==(*pcc).end())//Seulement les arcs à feux
                {
                    string key2 = arcit2->first;

                    CovRecord cr;bool activated=false;
                    bool allocated=false;
                    //*****Covariance des valeurs "real"*****
                    for(int index=0;index<nbperiods;index++)
                    {
                        record_iter recit1=arcit1->second.stat[index].rc.begin();
                        while(recit1 != arcit1->second.stat[index].rc.end())
                        {
                            record_iter recit2=arcit2-
>second.stat[index].rc.find(recit1->first);
véhicules communs
                            if(recit2 != arcit2->second.stat[index].rc.end())//Des
si utile
                                {
                                    if(!allocated)//Allocation de mémoire seulement
                                    {
                                        statistics* tab1=new
                                        statistics* tab2=new statistics[nbperiods];
                                        statistics* tabp1=new
                                        statistics[nbperiods];
                                        statistics* tabp2=new statistics[nbperiods];
                                        for(int
j=0;j<nbperiods;j++){tab1[j].init();tab2[j].init();tabp1[j].init();tabp2[j].init();}
                                        cr.stat1=tab1;cr.stat2=tab2;cr.statp1=tabp1;cr.statp2=tabp2;
                                        allocated=true;
                                    }
                                    record rec1=recit1->second;
                                    cr.stat1[index].rc.insert(std::make_pair(recit1-
Stat(&cr.stat1[index],recit1-
                                    record rec2=recit2->second;
                                    cr.stat2[index].rc.insert(std::make_pair(recit2-
>first,rec1));
>second.TravelTime);
>first,rec2));

```

```

Stat(&cr.stat2[index],recit2-
>second.TravelTime);
    }
    recit1++;
}
if(allocated)
{
    float sum=0;
    int nb=0;
    record_iter rit1=cr.stat1[index].rc.begin();
    record_iter rit2=cr.stat2[index].rc.begin();
    while(rit1 != cr.stat1[index].rc.end())
    {
        sum+=(rit1->second.TravelTime-
cr.stat1[index].average)*(rit2->second.TravelTime-cr.stat2[index].average);
        nb++;
        rit1++;rit2++;
    }
    if(nb!=0){cr.stat1[index].Cov=sum/nb;}
    if(cr.stat1[index].sd != 0 && cr.stat2[index].sd
!=0){cr.stat1[index].CoefCor=cr.stat1[index].Cov/(cr.stat1[index].sd*cr.stat2[index].sd);}
    cr.stat1[index].rc.clear();cr.stat2[index].rc.clear();
    if(key1!=key2 && cr.stat1[index].CoefCor!=0)
    {
        (*pfile)<<key1<<"\t"<<key2<<"\t"<<index<<"\t"<<"real"<<"\t"<<cr.stat1[index].Cov<<"\t"<<cr.stat1[index].CoefCor<<"\t";
        (*pfile)<<cr.stat1[index].sd<<"\t"<<cr.stat2[index].sd<<endl;
        activated=true;
    }
}
}
//*****Covariance des valeurs "real"*****
if(allocated)
{
    for(int ind=0;ind<nbperiods;ind++)
    {
        record_iter recit1=arcit1->second.statp[ind].rc.begin();
        while(recit1 != arcit1->second.statp[ind].rc.end())
        {
            record_iter recit2=arcit2-
>second.statp[ind].rc.find(recit1->first);
            if(recit2 != arcit2->second.statp[ind].rc.end())
            {
                record rec1=recit1->second;
                Stat(&cr.stat1[ind],recit1-
>second.TravelTime);
                record rec2=recit2->second;
                Stat(&cr.stat2[ind],recit2-
>second.TravelTime);
            }
            recit1++;//cout<<cr.stat1[ind].nb<<"\t"<<cr.stat2[ind].nb<<endl;
        }
        float sum=0;
        int nb=0;
        record_iter rit1=cr.statp1[ind].rc.begin();
        record_iter rit2=cr.statp2[ind].rc.begin();
        while(rit1 != cr.statp1[ind].rc.end())
        {
            sum+=(rit1->second.TravelTime-
cr.statp1[ind].average)*(rit2->second.TravelTime-cr.statp2[ind].average);
            nb++;
            rit1++;rit2++;
        }
        if(nb!=0){cr.statp1[ind].Cov=sum/nb;}
        if(cr.statp1[ind].sd != 0 && cr.statp2[ind].sd
!=0){cr.statp1[ind].CoefCor=cr.statp1[ind].Cov/(cr.statp1[ind].sd*cr.statp2[ind].sd);}
        cr.statp1[ind].rc.clear();cr.statp2[ind].rc.clear();
        if(key1!=key2 && cr.statp1[ind].CoefCor!=0)
        {
            (*pfile)<<key1<<"\t"<<key2<<"\t"<<ind<<"\t"<<"probe"<<"\t"<<cr.statp1[ind].Cov<<"\t"<<cr.statp1[ind].CoefCor<<"\t";

```

```

(*pfile)<<cr.statp1[ind].sd<<'\t'<<cr.statp2[ind].sd<<endl;
                                activated=true;
                                }
                                }
                                if (activated){crc.insert(std::make_pair(key2,cr));}
                                else {delete[] cr.stat1;delete[] cr.stat2;delete[] cr.statp1;delete[]
cr.statp2;}
                                }
                                }
                                }
                                arcit2++;
                                }
                                (*pcc).insert(std::make_pair(key1,cr));
                                }
                                arcit1++;
                                }
}
void WriteNeuralData(ofstream* pfile,arc_container* pac,arc_container* phac,int nbperiods, int type, int rec_period,int
probe_per, int histo)
{
    arc_iter iter= (*pac).begin();
    while(iter!=(*pac).end())
    {
        arc_iter ith;
        if(histo==1){ith=(*phac).find(iter->first);}
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            float pt_2,pt_1,pt,ht_2,ht_1,ht,t,t1;
            pt_2=pt_1=pt=ht_2=ht_1=ht=t=t1=0;

            if((index-2)>=0){pt_2=iter->second.statp[index-2].average;}
            if((index-2)>=0 && histo==1){ht_2=ith->second.statp[index-2].average;}
            if((index-1)>=0){pt_1=iter->second.statp[index-1].average;}
            if((index-1)>=0 && histo==1){ht_1=ith->second.statp[index-1].average;}
            if((index)>=0){pt=iter->second.statp[index].average;t=iter->second.stat[index].average;}
            if((index)>=0 && histo==1){ht=ith->second.statp[index].average;}
            if((index+1)<=(nbperiods-1)){t1=iter->second.stat[index+1].average;}

            if(histo==1)
            {
                if(pt_2>0 && pt_1>0 && pt>0 && t>0 && t1>0 && ht_2>0 && ht_1>0 && ht>0)
                {
                    (*pfile)<<rec_period<<'\t'<<probe_per<<'\t'<<type<<'\t'<<iter-
>second.Length<<'\t';
                    (*pfile)<<iter->second.RoadType<<'\t'<<iter->second.Yield<<'\t';

                    (*pfile)<<index<<'\t'<<pt_2<<'\t'<<ht_2<<'\t'<<pt_1<<'\t'<<ht_1<<'\t'<<pt<<'\t'<<ht<<'\t'<<t<<'\t'<<t1<<endl;
                }
                else
                {
                    if(pt_2>0 && pt_1>0 && pt>0 && t>0 && t1>0)
                    {
                        (*pfile)<<rec_period<<'\t'<<probe_per<<'\t'<<type<<'\t'<<iter-
>second.Length<<'\t';
                        (*pfile)<<iter->second.RoadType<<'\t'<<iter->second.Yield<<'\t';
                        (*pfile)<<index<<'\t'<<pt_2<<'\t'<<pt_1<<'\t'<<pt<<'\t'<<t<<'\t'<<t1<<endl;
                    }
                }
            }
            iter++;
        }
    }
}
/*float AILE(arc_container* pac,int nbperiods)
{
    float sum=0;
    int nb=0;
    arc_iter iter=(*pac).begin();
    while(iter!=(*pac).end())
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            record_iter it=iter->second.stat[index].rc.begin();
            while(it!=iter->second.stat[index].rc.end())
            {
                float delta=fabs(it->second.TravelTime-iter->second.statp[index].average);
            }
        }
    }
}

```

```

        sum+=delta/iter->second.statp[index].average;nb++;
        it++;
    }
    }
    iter++;
}
return sum/nb;
}*/
float AILE(vehicles_container* pv,arc_container* pac,int nbperiods,float start_period,int rec_period,int type)
{
    float sum=0;
    int nb=0;
    for(vehicles_iter iter=(*pv).begin();iter!=(*pv).end();iter++)
    {
        for(path_iter it=iter->second.path.begin();it!=iter->second.path.end();it++)
        {
            int index = (int)(it->first-start_period)/rec_period;
            if(index==nbperiods)index=nbperiods-1;

            float ett=0;
            if(type==0){ett=(*pac)[it->second.Id].statp[index].average;}
            if(type==1){ett=(*pac)[it->second.Id_i].statp[index].average;}
            if(type==2){ett=(*pac)[it->second.Id_o].statp[index].average;}
            if(type==3){ett=(*pac)[it->second.Id_io].statp[index].average;}

            float delta=fabs(it->second.TravelTime-ett);
            sum+=delta/ett;nb++;
        }
    }
    return sum/nb;
}
float MSLE(arc_container* pac,int nbperiods)
{
    float sum=0;
    arc_iter iter=(*pac).begin();
    while(iter!=(*pac).end())
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            if(iter->second.stat[index].nb!=0)
            {
                float delta=fabs(iter->second.stat[index].average-iter->second.statp[index].average);
                sum+=pow(delta,2);
            }
        }
        iter++;
    }
    return sum/(nbperiods*(*pac).size());
}
void AIPE_Ini(ofstream* pfile)
{(*pfile)<<"AP"<<"\t"<<"ER"<<"\t"<<"classical"<<"\t"<<"in"<<"\t"<<"out"<<"\t"<<"in-out"<<endl;}
void NEURAL_Ini(ofstream* pfile,int histo)
{
    (*pfile)<<"RecPeriod"<<"\t"<<"ProbePer"<<"\t"<<"ArcType"<<"\t"<<"Length"<<"\t"<<"RoadType"<<"\t";
    (*pfile)<<"Yield"<<"\t"<<"Index"<<"\t"<<"pt-2"<<"\t";
    if(histo==1){(*pfile)<<"ht-2"<<"\t";}
    (*pfile)<<"pt-1"<<"\t";
    if(histo==1){(*pfile)<<"ht-1"<<"\t";}
    (*pfile)<<"pt"<<"\t";
    if(histo==1){(*pfile)<<"ht"<<"\t";}
    (*pfile)<<"t"<<"\t"<<"t1"<<endl;
}
void G_CalculateStatistics(replication* pr,int nbperiods,bool probe)
{
    CalculateStatistics(&(*pr).arc_c,nbperiods,probe);
    CalculateStatistics(&(*pr).arc_ci,nbperiods,probe);
    CalculateStatistics(&(*pr).arc_co,nbperiods,probe);
    CalculateStatistics(&(*pr).arc_cio,nbperiods,probe);
}
void G_WriteNeuralData(ofstream* pfile,replication* pr,replication* prh,int nbperiods,int rec_period,int probe_per,int histo)
{
    WriteNeuralData(pfile,&(*pr).arc_c,&(*prh).arc_c,nbperiods,0,rec_period,probe_per,histo);
    WriteNeuralData(pfile,&(*pr).arc_ci,&(*prh).arc_ci,nbperiods,1,rec_period,probe_per,histo);
    WriteNeuralData(pfile,&(*pr).arc_co,&(*prh).arc_co,nbperiods,2,rec_period,probe_per,histo);
    WriteNeuralData(pfile,&(*pr).arc_cio,&(*prh).arc_cio,nbperiods,3,rec_period,probe_per,histo);
}
void G_ZeroReplaceHistorical(replication* pr,int nbperiods,replication* prh,int subst,ofstream* pfile,int rec_period,int probe_per)

```

```

{
    float s1=ZeroReplaceHistorical(&(*pr).arc_c,nbperiods,&(*prh).arc_c);
    float s2=ZeroReplaceHistorical(&(*pr).arc_ci,nbperiods,&(*prh).arc_ci);
    float s3=ZeroReplaceHistorical(&(*pr).arc_co,nbperiods,&(*prh).arc_co);
    float s4=ZeroReplaceHistorical(&(*pr).arc_cio,nbperiods,&(*prh).arc_cio);
    if(subst==1){(*pfile)<<rec_period<<'\t'<<probe_per<<'\t'<<"H"<<'\t'<<s1<<'\t'<<s2<<'\t'<<s3<<'\t'<<s4<<endl;}
}
void G_ZeroReplaceFreeFlow(replication* pr,int nbperiods,int freeflowspeed,int subst,ofstream* pfile,int rec_period,int
probe_per)
{
    float s1=ZeroReplaceFreeFlow(&(*pr).arc_c,nbperiods,freeflowspeed);
    float s2=ZeroReplaceFreeFlow(&(*pr).arc_ci,nbperiods,freeflowspeed);
    float s3=ZeroReplaceFreeFlow(&(*pr).arc_co,nbperiods,freeflowspeed);
    float s4=ZeroReplaceFreeFlow(&(*pr).arc_cio,nbperiods,freeflowspeed);
    if(subst==1){(*pfile)<<rec_period<<'\t'<<probe_per<<'\t'<<"F"<<'\t'<<s1<<'\t'<<s2<<'\t'<<s3<<'\t'<<s4<<endl;}
}
void WriteAILE(vehicles_container* pv,replication* pr,int nbperiods,ofstream* pfile,int rec_period,int probe_per,float
start_period)
{
    float s1=AILE(pv,&(*pr).arc_c,nbperiods,start_period,rec_period,0);
    float s2=AILE(pv,&(*pr).arc_ci,nbperiods,start_period,rec_period,1);
    float s3=AILE(pv,&(*pr).arc_co,nbperiods,start_period,rec_period,2);
    float s4=AILE(pv,&(*pr).arc_cio,nbperiods,start_period,rec_period,3);
    (*pfile)<<rec_period<<'\t'<<probe_per<<'\t'<<s1<<'\t'<<s2<<'\t'<<s3<<'\t'<<s4<<endl;
}
void G_WriteStatistics(replication* pr, ofstream* pfile, int nbperiods)
{
    WriteStatistics(pfile,&(*pr).arc_c,nbperiods);
    WriteStatistics(pfile,&(*pr).arc_ci,nbperiods);
    WriteStatistics(pfile,&(*pr).arc_co,nbperiods);
    WriteStatistics(pfile,&(*pr).arc_cio,nbperiods);
}
void WriteMSLE(replication* pr, ofstream* pfile,int nbperiods,int rec_period,int probe_per)
{
    float s1=MSLE(&(*pr).arc_c,nbperiods);
    float s2=MSLE(&(*pr).arc_ci,nbperiods);
    float s3=MSLE(&(*pr).arc_co,nbperiods);
    float s4=MSLE(&(*pr).arc_cio,nbperiods);
    (*pfile)<<rec_period<<'\t'<<probe_per<<'\t'<<s1<<'\t'<<s2<<'\t'<<s3<<'\t'<<s4<<endl;
}
NNWeights GetNNWeights(int N,int l,char* type)
{
    char buffer[256];

    float** Wji =new float* [N];
    for(int q=0;q<N;q++)
    {Wji[q]=new float [l];}

    sprintf(buffer,"D:\\Data\\NN_%s\\IW.txt",type);
    ifstream IW(buffer,ios::in);
    for(int m=0;m<N;m++)
    {
        for(int r=0;r<l-1;r++)
        {IW.getline(buffer,100,'\t');Wji[m][r]=atof(buffer);}
        IW.getline(buffer,100,'\n');Wji[m][l-1]=atof(buffer);
    }
    IW.close();

    float* Bj = new float[N];
    sprintf(buffer,"D:\\Data\\NN_%s\\b1.txt",type);
    ifstream b1(buffer,ios::in);//colonne de N valeurs
    for(int d=0;d<N;d++)
    {
        b1.getline(buffer,100,'\n');Bj[d]=atof(buffer);
    }
    b1.close();

    float* Wkj = new float [N];
    sprintf(buffer,"D:\\Data\\NN_%s\\LW.txt",type);
    ifstream LW(buffer,ios::in);//ligne de N valeurs
    for(int b=0; b<N;b++)
    {
        LW.getline(buffer,100,'\t');Wkj[b]=atof(buffer);
    }
    LW.close();

    float Bk=0;
}

```

```

    sprintf(buffer,"D:\\Data\\NN_%s\\b2.txt",type);
    ifstream b2(buffer,ios::in);
    b2.getline(buffer,100,'\n');Bk=atof(buffer);
    b2.close();

    NNWeights nn;
    nn.IW=Wji;
    nn.LW=Wkj;
    nn.b1=Bj;
    nn.b2=Bk;

    return nn;
}
NNNorm GetNNNorm(int l,char* type)
{
    char buffer[256];
    sprintf(buffer,"D:\\Data\\NN_%s\\min.txt",type);
    ifstream fmin(buffer,ios::in);
    sprintf(buffer,"D:\\Data\\NN_%s\\max.txt",type);
    ifstream fmax(buffer,ios::in);
    NNNorm n;
    n.max=new float[l];
    n.min=new float[l];
    for(int i=0;i<l;i++)
    {
        fmin.getline(buffer,100,'\n');n.min[i]=atof(buffer);
        fmax.getline(buffer,100,'\n');n.max[i]=atof(buffer);
    }
    return n;
}
float* NormInput(float* input,int l,NNNorm n)
{
    float* ninput=new float[l];//ATTENTION, ne pas oublier de faire un delete plus tard !
    for(int i=0;i<l;i++)
    {
        ninput[i]=(2*(input[i]-n.min[i])/(n.max[i]-n.min[i]))-1;
    }
    return ninput;
}
float NN(NNWeights nn,int N,int l,float* input)
{
    float* a=new float [N];
    for(int j=0; j<N;j++)
    {
        a[j]=0;
        for(int i=0;i<l;i++)
        {
            a[j]+=input[i]*nn.IW[j][i];
        }
        a[j]+=nn.b1[j];
    }

    float* z=new float [N];
    for(int f=0;f<N;f++)
    {z[f]=1/(1+exp(-a[f]));}

    float y=0;
    for(int g=0;g<N;g++)
    {y+=z[g]*nn.LW[g];}
    y+=nn.b2;

    delete [] z;delete [] a;
    return y;
}
/*void ZeroReplaceNN(arc_container* pac, int nbperiods, int freeflowspeed,int probe_per, int rec_period,int type)
{
    float n=0;int m=0;float sum=0;
    arc_iter iter=(*pac).begin();
    while(iter != (*pac).end())
    {
        for(int index=0; index<nbperiods; index++)
        {
            if(iter->second.statp[index].average==0)
            {
                if(index<3)
                {iter->second.statp[index].average=iter->second.Length/freeflowspeed;n++;}
                else
            }
        }
    }
}

```

```

        {
            arc a=iter->second;
            float y=
NN(rec_period,probe_per,type,a.Length,a.RoadType,a.Yield,index,a.statp[index-2].average,a.statp[index-
1].average,a.statp[index].average);
            iter->second.statp[index].average=y;
            //if(iter->second.statp[index].average!=0)
            sum+=pow((y-iter->second.statp[index].average),2);m++;
        }
    }
    if(iter->second.statp[index].average==0)
    {iter->second.statp[index].average=iter->second.Length/freeflow-speed;}
}
iter++;
}
cout<<"MSE pour NN remplacement: "<<sum/m<<"\t"<<m<<"\t"<<n<<"\t"<<n<<"\t"<<nbperiods*(pac).size()<<endl;
}*/
Subst_out Substitution(arc_container* pac,arc_container* pach,int nbperiods,int freeflow-speed,int histo,int nn,int snn,int
rec_period,int probe_per,int type)
{
    int l=10;int N=10;
    char s[]="i_t1";NNNorm n;NNWeights w;
    char ss[]="i_t";NNNorm sn;NNWeights sw;
    if(histo==1){s[0]='h';ss[0]='h';l=13;N=13;}
    if(nn==1)
    {n=GetNNNorm(l,s);w=GetNNWeights(N,l,s);}
    if(snn==1)
    {sn=GetNNNorm(l,ss);sw=GetNNWeights(N,l,ss);}

    int nbFF=0;int nbH=0;int nbNN=0;
    arc_iter iter=(*pac).begin();
    while(iter != (*pac).end())
    {
        iter->second.FF=iter->second.Length/freeflow-speed;
        arc_iter ith;
        if(histo==1){ith = (*pach).find(iter->first);}
        for(int index=0; index<nbperiods; index++)
        {
            if(histo==1){iter->second.statp[index].Histo=ith->second.statp[index].average;}

            //NN PREDICTION
            if(nn==1 && index>2 && probe_per!=0)//Pas de sense de l'appliquer sans prob!!!
            {
                arc a=iter->second;
                float t_3=a.statp[index-3].average;if(t_3==0){t_3=a.FF;}
                float t_2=a.statp[index-2].average;if(t_2==0){t_2=a.FF;}
                float t_1=a.statp[index-1].average;if(t_1==0){t_1=a.FF;}
                float y=0;
                if(histo==0)
                {
                    float
input[10]={rec_period,probe_per,type,a.Length,a.RoadType,a.Yield,index,t_3,t_2,t_1};
                    float* ninput=NormInput(input,l,n);// à deleter après usage
                    y= NN(w,N,l,ninput);delete [] ninput;
                }
                else
                {
                    float h_3=ith->second.statp[index-3].average;if(h_3==0){h_3=a.FF;}
                    float h_2=ith->second.statp[index-2].average;if(h_2==0){h_2=a.FF;}
                    float h_1=ith->second.statp[index-1].average;if(h_1==0){h_1=a.FF;}
                    float
input[13]={rec_period,probe_per,type,a.Length,a.RoadType,a.Yield,index,t_3,h_3,t_2,h_2,t_1,h_1};
                    float* ninput=NormInput(input,l,n);// à deleter après usage
                    y= NN(w,N,l,ninput);delete [] ninput;
                }

                iter->second.statp[index].NN=y;
            }
            //NN ESTIMATION
            float NNE=0;
            if(snn==1 && index>1 && probe_per!=0)//Pas de sense de l'appliquer sans prob!!!
            {
                arc a=iter->second;

                float t_2=a.statp[index-2].average;if(t_2==0){t_2=a.FF;}
                float t_1=a.statp[index-1].average;if(t_1==0){t_1=a.FF;}
                float t=a.statp[index].average;if(t==0){t=a.FF;}
            }
        }
    }
}

```

```

        if(histo==0)
        {
            float
input[10]={rec_period,probe_per,type,a.Length,a.RoadType,a.Yield,index,t_2,t_1,t};
            float* ninput=NormInput(input,l,sn);// à deleter après usage
            NNE= NN(sw,N,l,ninput);delete [] ninput;
        }
        else
        {
            float h_2=ith->second.statp[index-2].average;if(h_2==0){h_2=a.FF;}
            float h_1=ith->second.statp[index-1].average;if(h_1==0){h_1=a.FF;}
            float h=ith->second.statp[index].average;if(h==0){h=a.FF;}
            float
input[13]={rec_period,probe_per,type,a.Length,a.RoadType,a.Yield,index,t_2,h_2,t_1,h_1,t,h};
            float* ninput=NormInput(input,l,sn);// à deleter après usage
            NNE= NN(sw,N,l,ninput);delete [] ninput;
        }
    }

    if(iter->second.statp[index].average==0)
    {
        if(iter->second.statp[index].NN==0)
        {
            if(iter->second.statp[index].Histo==0)
            {iter->second.statp[index].average=iter->second.FF;nbFF++;}
            else
            {
                iter->second.statp[index].average=iter-
>second.statp[index].Histo;nbH++;
                iter->second.statp[index].sd=ith->second.statp[index].sd;//Ajoute
l'écart type de l'histo
            }
        }
        else
        {iter->second.statp[index].average=iter->second.statp[index].NN;nbNN++;}
    }
    else
    {
        if(snn==1 && NNE != 0){iter->second.statp[index].average=NNE;}
        //iter->second.statp[index].average=iter->second.statp[index].median; //Utilisation de la
médiante à la place de la moyenne
    }
}
iter++;
}
Subst_out so; float D=nbperiods>(*pac).size();
so.FF=nbFF/D;
so.Histo=nbH/D;
so.NN=nbNN/D;
return so;
}
void G_Substitution(replication* r,replication* rh,int nbperiods,int freeflowspeed,int histo,int nn,int sn,int rec_period,int
probe_per,int subst,ofstream* pfile)
{
    Subst_out so=Substitution(&(*r).arc_c,&(*rh).arc_c,nbperiods,freeflowspeed,histo,nn,sn,rec_period,probe_per,0);
    Subst_out so_i=Substitution(&(*r).arc_ci,&(*rh).arc_ci,nbperiods,freeflowspeed,histo,nn,sn,rec_period,probe_per,1);
    Subst_out
so_o=Substitution(&(*r).arc_co,&(*rh).arc_co,nbperiods,freeflowspeed,histo,nn,sn,rec_period,probe_per,2);
    Subst_out
so_io=Substitution(&(*r).arc_cio,&(*rh).arc_cio,nbperiods,freeflowspeed,histo,nn,sn,rec_period,probe_per,3);
    if(subst==1)
    {
        (*pfile)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<"FF"<<"\t"<<so.FF<<"\t"<<so_i.FF<<"\t"<<so_o.FF<<"\t"<<so_io.FF<<endl;

        (*pfile)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<"H"<<"\t"<<so.Histo<<"\t"<<so_i.Histo<<"\t"<<so_o.Histo<<"\t"<<so_io.Hist
o<<endl;

        (*pfile)<<rec_period<<"\t"<<probe_per<<"\t"<<"NN"<<"\t"<<so.NN<<"\t"<<so_i.NN<<"\t"<<so_o.NN<<"\t"<<so_io.NN<<en
dl;
    }
}
time_t G_CalculateCovariance(replication* pr,int nbperiods)
{
    time_t time_0=time(NULL);

```

```

        ofstream
COVfile("D:\\Data\\COV.txt",ios::out);CalculateCovariance(&(*pr).cc,&(*pr).arc_c,nbperiods,&COVfile);COVfile.close();
        ofstream
COVIfile("D:\\Data\\COV_i.txt",ios::out);CalculateCovariance(&(*pr).cc_i,&(*pr).arc_ci,nbperiods,&COVIfile);COVIfile.close();
        ofstream
COVOfile("D:\\Data\\COV_o.txt",ios::out);CalculateCovariance(&(*pr).cc_o,&(*pr).arc_co,nbperiods,&COVOfile);COVOfile.close
());
        ofstream
COVIOfile("D:\\Data\\COV_io.txt",ios::out);CalculateCovariance(&(*pr).cc_io,&(*pr).arc_cio,nbperiods,&COVIOfile);COVIOfile.cl
ose();
        return time(NULL)-time_0;
}
void statistics::init()
{sum=sumq=average=sd=median=Cov=CoefCor=Histo=NN=nb=0;rc.clear();}
void path_stats::init()
{ptte=ptte_i=ptte_o=ptte_io=pvare=pvare_i=pvare_o=pvare_io=pcove=pcove_i=pcove_o=pcove_io=0;}
void Median(arc_container* pac,int nbperiods)
{
    for(arc_iter iter=(*pac).begin();iter != (*pac).end();iter++)
    {
        for(int index=0;index<nbperiods;index++)
        {
            sort(iter->second.stat[index].ttv.begin(),iter->second.stat[index].ttv.end());
            if(iter->second.stat[index].ttv.size()%2==0 && iter->second.stat[index].ttv.size()!=0)
            {
                float a=(iter->second.stat[index].ttv.begin()+(iter->second.stat[index].ttv.size()/2));
                float b=(iter->second.stat[index].ttv.begin()+(iter->second.stat[index].ttv.size()/2)-1);
                iter->second.stat[index].median=(a+b)/2;}
            if(iter->second.stat[index].ttv.size()%2!=0 && iter->second.stat[index].ttv.size()!=0)
            {iter->second.stat[index].median=(iter->second.stat[index].ttv.begin()+(iter-
>second.stat[index].ttv.size()/2));}

            sort(iter->second.statp[index].ttv.begin(),iter->second.statp[index].ttv.end());
            if(iter->second.statp[index].ttv.size()%2==0 && iter->second.statp[index].ttv.size()!=0)
            {
                float a=(iter->second.statp[index].ttv.begin()+(iter->second.statp[index].ttv.size()/2));
                float b=(iter->second.statp[index].ttv.begin()+(iter->second.statp[index].ttv.size()/2)-1);
                iter->second.statp[index].median=(a+b)/2;}
            if(iter->second.statp[index].ttv.size()%2!=0 && iter->second.statp[index].ttv.size()!=0)
            {iter->second.statp[index].median=(iter->second.statp[index].ttv.begin()+(iter-
>second.statp[index].ttv.size()/2));}
        }
    }
}
void G_Median(replication* pr,int nbperiods)
{
    Median(&(*pr).arc_c,nbperiods);
    Median(&(*pr).arc_ci,nbperiods);
    Median(&(*pr).arc_co,nbperiods);
    Median(&(*pr).arc_cio,nbperiods);
}
void AverageSD(replication* pr, int nbperiods, ofstream* pfile)
{
    float sum=0;int nb=0;
    for(arc_iter iter=(*pr).arc_c.begin();iter != (*pr).arc_c.end();iter++)
    {
        for(int index =0;index<nbperiods;index++)
        {
            sum+=iter->second.stat[index].sd;
            if(iter->second.stat[index].sd!=0)nb++;
        }
    }
    (*pfile)<<sum/nb<<"\t"<<nb<<"\t";

    float sumi=0;int nbi=0;
    for(arc_iter iteri=(*pr).arc_ci.begin();iteri != (*pr).arc_ci.end();iteri++)
    {
        for(int index =0;index<nbperiods;index++)
        {
            sumi+=iteri->second.stat[index].sd;
            if(iteri->second.stat[index].sd!=0)nbi++;
        }
    }
    (*pfile)<<sumi/nbi<<"\t"<<nbi<<"\t";

    float sumo=0;int nbo=0;
    for(arc_iter itero=(*pr).arc_co.begin();itero != (*pr).arc_co.end();itero++)

```

```
{
    for(int index =0;index<nbperiods;index++)
    {
        sumo+=itero->second.stat[index].sd;
        if(itero->second.stat[index].sd!=0)nbo++;
    }
}
(*pfile)<<sumo/nbo<<'\t'<<nbo<<'\t';

float sumio=0;int nbio=0;
for(arc_iter iterio=(*pr).arc_cio.begin();iterio != (*pr).arc_cio.end();iterio++)
{
    for(int index =0;index<nbperiods;index++)
    {
        sumio+=iterio->second.stat[index].sd;
        if(iterio->second.stat[index].sd!=0)nbio++;
    }
}
(*pfile)<<sumio/nbio<<'\t'<<nbio<<endl;
}
```

10. Curriculum vitae

Alexandre TORDAY

Stand 21A
CH-1024 ECUBLENS
Switzerland

Mobile: +41 (0)76 389 12 17
Alexandre.torday@epfl.ch

30 years old, separated
Swiss nationality

Civil Engineer

Present Activity

- 1999 - ... Lausanne Swiss Federal Institute of Technology
Traffic Facilities Laboratory (LAVOC)
Research Engineer
- **ITS :**
 - Secretary of the Swiss French part ITS Association (GRT)
 - Expert in the ITS Commission of the Swiss Road Association (VSS)
 - Dynamic Route Guidance evaluation and development
 - Floating Car data acquisition and treatment
 - Traffic simulation analysis and development
 - Multimodal navigation systems
 - Road safety assessment
 - **Automatic Anti-Icing Systems :**
 - Existing systems evaluation
 - Determination of criterions justifying Anti-Icing Systems implementation
 - **6th European Framework Research Program:**
 - Within a 4 M projects, leader of an 800K Work Package focused on traffic management researches.
 - **Teaching:**
 - Lecture on ITS Architecture, Ecole National des Travaux Publics de l'Etat, Lyon, France

Internships

- 2003 Tokyo University (Japan)
Floating car data field trial and traveller information services analysis (3 months)
- 2001 Technical University of Catalonia (Barcelona, Spain)
Traffic micro-simulator software and theoretical floating car data acquisition developments (14 months)

- 1997 Transitec SA (Lausanne, Switzerland)
Urban traffic engineering (2 months)
- 1991 Bureau d'ingénieur Louis Cardinaux (Montreux, Switzerland)
First notions in concrete building. (1 week)

Short Courses

- 2001 Massachusetts Institute of Technology (Boston, USA)
Modelling and Simulation for ITS

Education

Lausanne Swiss Federal Institute of Technology

- 2001 - ... PhD project in progress (title: "Self-supplied dynamic navigation systems")
1999 Master degree (thesis title: "Specific needs of karting tracks pavement")
1998 Bachelor degree

Computer skills

- Software (PC) Microsoft Office, Microsation, QSE (static calculation), MathLab, S-Plus,
Traffic simulators (Emme2, MITSIM and AIMSUN2), Arc View GIS, SQL
Server
- Programming Excel VBA, Visual Basic, C++

Languages

- | | |
|----------|----------------------|
| French | mother tongue |
| English | fluent |
| Spanish | second mother tongue |
| German | working knowledge |
| Japanese | basic knowledge |

Secondary activities

- 1992 Foundation of *Rallyflash*, Motor sport pictures sales company
- 1993 - ... Reporter/Photographer for the *Revue automobile* (Swiss) and *Compte Tours*
(French) newspapers.
- 2002 - ... Foundation of *Torday Traffic Simulation*, Traffic consulting and software sales
company

Hobbies

Golf
 Chess
 Tennis
 Badminton
 Photography

Publications

Torday A. and Dumont A.-G. (2004) *Floating Car Data: travel time estimation methods using micro-simulation evaluation*, proceedings of the ITS in Europe Congress, Budapest.

Torday A. and Dumont A.-G. (2004) Probe vehicle based travel time estimation in urban networks, proceedings of the Fifth Triennial Symposium on Transportation Analysis, Le Gosier, Guadeloupe.

Torday A. and Dumont A.-G. (2004) Parameters influencing probe vehicle based travel time estimation accuracy, proceedings of the 4th Swiss Transport Research Conference, Monte Verita.

Torday A., Bert E. and Dumont A.-G. (2004) Route choice relevance in complex urban network micro-simulation models, proceedings of the 4th Swiss Transport Research Conference, Monte Verita.

Baumann D., Torday A. and Dumont A.-G. (2004) *The importance of computing intermodal roundtrips in multimodal guidance systems*, proceedings of the 4th Swiss Transport Research Conference, Monte Verita.

Dumont A.-G., Mattenberger P. et Torday A. (2004) *Transport et Télématique*, Ouvrage de cours, EPFL-LAVOC, Lausanne.

Baumann D., Torday A. et Mercanton L. (2003) Simulation du trafic lors du chantier d'autoroute sur l'échangeur d'Ecublens, Rapport de recherche LAVOC-EPFL, Lausanne.

Torday A. and Dumont A.-G. (2003) Accuracy of link travel time estimation using probe vehicles for dynamic route guidance systems, proceedings of the 10th IFAC Symposium on Transportation Systems, Tokyo.

Dumont A.-G, Baumann D. et Torday A. (2003) Accessibilité aux véhicules limités à 40 tonnes, Rapport de recherche LAVOC-EPFL, Lausanne.

Torday A. and Dumont A.-G. (2003) *Link travel time estimation with probe vehicles in signalized networks*, proceedings of the 3rd Swiss Transport Research Conference, Monte Verita.

Torday A., Barcelò J., *Micro-simulation de variantes d'aménagement pour San Sebastian*. Tracé (2003).

Torday A., Baumann D. and Dumont A.-G. (2003) Indicator for microsimulation-based safety evaluation, proceedings of the 3rd Swiss Transport Research Conference, Monte Verita.

Torday A. (2003) *La simulation de trafic pour évaluer et anticiper*, Tracé.

Barcelo J., Dumont A.-G., Montero L., Perarnau j. and Torday A. (2003) Safety indicators for microsimulation-based assessments, proceedings of TRB annual conference, Washington.

Baumann D., Torday A. and Dumont A.-G. (2003) Approach for Computing Optimum Intermodal Roundtrips in Multimodal Transport Networks, proceedings of the ITS World Congress, Madrid.

Torday A. et Baumann D. (2003) Suivi des installations automatiques de déverglaçage de l'autoroute de contournement de Lausanne, Rapport de recherche LAVOC-EPFL, Lausanne.

Torday A. and Dumont A.-G., (2003) Accuracy of probe vehicles-based link travel time estimation for dynamic route guidance systems, proceedings of the ITS World Congress, Madrid.

Dumont A.-G., Baumann D. et Torday A. (2002) Impacts d'une limitation technique de la vitesse des motocycles, Rapport de recherche LAVOC-EPFL, Lausanne.

Torday A. and Dumont A.-G., (2002) Simulation of congestion and incidents on a periurban highway, Proceedings of the Safe Highways Conference, Cologne.

Torday, A. Bierlaire, M. and Baumann, D. (2002) PAPABILES: third lane and ramp metering, Proceedings of the 2nd Swiss Transport Research Conference, Monte Verita.

Torday, A., Bierlaire M. and Dumont A.-G. (2001) Simulation-based evaluation of the impact of variable speed limit signs on capacity and user safety, Traffic Technology International revue.

Dumont A.-G., Perret J. et Torday A. (2000) Compte Routier: Vérification des coefficients de répartition des coûts, Rapport de recherche LAVOC-EPFL, Lausanne.