

SECAAC: Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur

Salvatore La Delfa

► To cite this version:

Salvatore La Delfa. SECAAC: Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur. Interface homme-machine [cs.HC]. Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis, 2017. Français. NNT: 2017VALE0002. tel-03596840

HAL Id: tel-03596840 https://theses.hal.science/tel-03596840v1

Submitted on 4 Mar 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers. L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Thèse de doctorat Pour obtenir le grade de Docteur de l'Université de VALENCIENNES ET DU HAINAUT-CAMBRESIS

Mention : Automatique Spécialité : Automatique, Génie Informatique Présentée et soutenue par Salvatore, LA DELFA. Le 26/01/2017, à VALENCIENNES ,

SECAAC : Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur

Sciences Pour l'Ingénieur (SPI)

Equipe de recherche, Laboratoire :

Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique Industrielles et Humaines (LAMIH), UMR CNRS 8201

JURY

Président du jury

Ecole doctorale :

- Maaoui, Choubeila. Professeur. Université de Lorraine.

Rapporteurs

- Meizel, Dominique. Professeur Emérite. Université de Limoges
- Lesage, Jean-Jacques. Professeur. Ecole Normale Supérieur de Cachan.

Examinateur

- Maaoui, Choubeila. Professeur, université de Lorraine.
- Morel, Gérard. Professeur Emérite, université de Lorraine.

Directeur de thèse

- Vanderhaegen, Frédéric. Professeur. UVHC.

Co-encadrant : Polet, Philippe. Maitre de conférences-HDR. UVHC.

Co-encadrant : Enjalbert, Simon. Maitre de conférences. UVHC.

Membres invités

- Miglianico, Denis. directeur facteurs humain. Alstom.
- Lefebvre, Sébastien. Chef de projet. IRT Railenium.

Remerciements

Ce manuscrit est l'aboutissement de trois années de thèse au sein d'un projet collaboratif dont les acteurs étaient : l'IRT Railenium, l'Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, les sociétés Alstom, Savimex et Haption.

J'ai eu la chance d'être l'un des premiers employés de l'IRT Railenium. Au sein de cet Institut de Recherche et Technologique, j'ai eu l'occasion d'étendre mes connaissances mais surtout de rencontrer d'excellents collègues comme Sébastien Lefebvre, Rudy Dahyot, Andrès, Anthony, Laurie, etc. avec qui j'ai pu discuter et mener à bien mes missions (présenter mes travaux lors de conférences, soutenir mes travaux de thèse, etc.). Je tiens à remercier les membres de l'IRT Railenium pour leur confiance et pour m'avoir donné la chance de réaliser mes travaux aussi bien sur le plan scientifique que personnel ainsi que d'avoir été l'un des acteurs du projet ECOVIGIDRIV.

Je souhaite remercier tous les membres qui ont participé au projet ECOVIGIDRIV que ce soit pour les aspects techniques, scientifiques, gestion de projet, protocoles expérimentaux, etc.

Au sein de l'université, je suis heureux d'avoir été encadré par ce trio magique qui est composé de F.Vanderhaegen, S.Enjalbet et P.Polet. Frédéric pour sa capacité à me pousser dans les cordes pour mieux attaquer les travaux de thèse et aussi pour me permettre de trouver de nouvelles idées à développer dans nos communications, Simon pour sa capacité à mieux analyser, structurer mes idées et rigoler et Philippe pour ses images insolites dans le but de ne pas nous décourager mais surtout donner une image humoristique du stress. Je n'hésiterai pas à effectuer de nouveau mes travaux de thèses à vos côtés.

Cette aventure de 3 ans ne serait pas une aventure sans mes frères d'armes, mes compagnons qui réalisent cette même bataille qui est l'accomplissement de nos travaux de thèse et de projets. Merci à Amir, Ben, Danijela, Guillaume, Hassan, Lydia, Tarik, chunshi, Viet Huan et sa femme, Nedjemi pour toutes ces pauses, sorties, restaurants et franches camaraderies. Aussi pour votre soutien et surtout votre amitié. Je suis sûr que j'oublie de nombreux collègues mais sachez que je ne vous remercierai jamais assez.

Enfin, je remercie les membres de ma famille. Notamment mes parents, Gwendoline, mon grandpère et etc.. Sans vous cette thèse n'aurait pas eu cette couleur, cette intensité mais surtout ce sentiment de fierté que j'ai lorsque je présente mes travaux.

Enfin pour ceux qui liront ce manuscrit je vous remercie pour l'intérêt que vous porterez aux travaux présentés dans mes publications et ce manuscrit. Enfin pour ceux qui hésitent ou qui cherchent un sens à la réalisation de travaux de thèse : Sachez qu'une thèse n'est pas une punition mais une chance de participer à l'amélioration de notre société. C'est une chance de pouvoir partager notre passion et de voyager. C'est une chance de contribuer à l'évolution des générations futures et enfin une chance de laisser notre empreinte dans l'univers scientifique.

Résumé étendu des travaux de thèse

Titre de la thèse : SECAAC, Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur

Dans le secteur des transports, la conception de poste de conduite complexe nécessite plus de connaissances, de performance et d'attention des conducteurs. Les conducteurs doivent respecter des contraintes telles que la sécurité des passagers et la sécurité du système de transport ferroviaire, mais aussi la ponctualité et le confort des passagers. Les exploitants visent à augmenter le trafic et réduire la consommation d'énergie du réseau du chemin de fer. Dans un premier temps, les industriels ont conçu des véhicules moins énergivores afin de réduire la consommation d'énergie. Pour aider le conducteur à réduire la consommation d'énergie de son véhicule, il est ensuite formé à l'éco-conduite qui modifie ses habitudes de conduite et dont l'impact est temporaire. Par conséquent, des EDAS (Eco-Driving Advisor System) sont réalisés pour aider les conducteurs à améliorer leur performance d'éco-conduite. Les EDAS permettent de réduire jusqu'à 20% la consommation d'énergie par rapport à la conduite normale du conducteur (le conducteur n'applique pas les principes de l'éco-conduite).

L'EDAS est basé sur le problème d'optimisation du contrôle pour déterminer le profil d'éco-conduite pour réduire la consommation d'énergie. Le problème d'optimisation du contrôle est une approche multi-modèles dans laquelle les modèles cinématiques et de consommation du véhicule, et les exigences environnementales (limites de vitesse, temps de parcours, etc.) sont définis et doivent être respectés. Un profil d'Eco-Conduite est calculé pour un véhicule automatisé, mais c'est le conducteur qui assure la conduite et est le garant de la sécurité. Le profil optimal estimé par le calculateur est transmis à l'aide d'une interface homme-machine. Le conducteur réalise une tâche de poursuite de ce profil, mais conserve la possibilité de ne pas le suivre pour une raison quelconque. Les facteurs humains tels que la fatigue, la charge de travail, etc. impactent sur les performances du conducteur suivant le profil de vitesse qui peut influencer le respect des contraintes de sécurité du réseau (limites de vitesse, cours du temps, etc.). Pour tenir compte des facteurs humains, le modèle cinématique du véhicule de l'EDAS est modifié par le modèle conducteur-véhicule. En outre, l'état du conducteur varie au cours de la journée, en fonction de facteurs humains. Pour tenir compte de cette évolution des facteurs humains, une identification des paramètres du modèle de comportement du conducteur pour une tâche de poursuite est réalisée.

On propose de réaliser le SECAAC (Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur) en mettant en œuvre la démarche suivante :

- Identification des paramètres du modèle conducteur. L'identification est réalisée avec le profil de référence (calculé dans le SECAAC), et la commande appliquée par le conducteur ;
- Détermination du modèle conducteur-véhicule ;
- Réalisation du problème d'optimisation de contrôle. Pour calculer le profil d'Eco-conduite, le modèle conducteur-véhicule est considéré dans le problème d'optimisation du contrôle ;
- La consigne d'éco-conduite est ensuite transmise au conducteur à l'aide d'une Interface Homme-Machine.
- Le conducteur perçoit l'information d'éco-conduite et transmet, à l'aide du module de commande (manipulateur de conduite, pédale d'accélération, manette de gaz, etc.), le couple à appliquer au véhicule.

La performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite au cours d'une tâche de conduite réalisée sur le simulateur de conduite PSCHITT Rail de l'université de Valenciennes, est comparée pour 12 conducteurs utilisant successivement 3 systèmes d'aide qui sont :

1 : un EDAS

2 : un EDAS intégrant le modèle conducteur véhicule où les paramètres du modèle conducteur sont fixes3 : Le SECAAC

A partir de cette étude, nous développons la conclusion de nos travaux de thèse.

Table des matières

Introduction générale	6			
CHAPITRE I : État de l'art pour la conception d'un système de transport éco-énergétique	. 10			
Introduction	. 10			
1. Systèmes technologiques réalisés pour réduire la consommation d'énergie	. 12			
a. Les micro-technologies	. 12			
b. L'hybridation des véhicules	. 14			
c. La réduction des masses	. 15			
d. Système à récupération d'énergie	. 15			
Conclusion	. 17			
2. La définition et principe de la conduite éco-énergétique	. 18			
3. Les systèmes d'aide à la conduite éco-énergétique	. 22			
a. Le problème d'optimisation d'un système tramway pour la conception d'un EDAS	. 27			
b. La discrétisation du problème d'optimisation.	. 33			
Conclusion	. 37			
Chapitre II : Prise en compte du comportement humain dans un problème d'optimisation	. 39			
Introduction	. 39			
1. Modélisation fonctionnelle du conducteur	. 42			
2. Modélisation mathématique du conducteur	. 50			
 a. Le modèle Leader-Follower pour modéliser le comportement de poursuite du conducter 50 	ır			
b. Les modèles neuromusculaires du conducteur	. 55			
3. Définition du problème d'optimisation du système conducteur-véhicule.	. 58			
Conclusion	. 61			
Chapitre III : SECAAC (Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur)				
Introduction	. 63			
1. Principe de fonctionnement du SECAAC	. 65			
2. Algorithme d'identification des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur	. 68			
3. Définition du problème d'optimisation du SECAAC	. 72			
a. Initialisation du problème d'optimisation du SECAAC	. 75			
b. Procédure itérative du calcul de la consigne d'éco-conduite	. 76			
4. Définition de la plage de fonctionnement du SECAAC	. 83			
5. Etude de la fréquence d'identification des paramètres du conducteur	. 86			
Conclusion	. 90			
Chapitre IV. Comparaison des performances des systèmes en poursuite de consigne	. 92			
Introduction	. 92			

1. Protocole expérimental
a. Présentation du simulateur de conduite PSCHITT-Rail
b. Le parcours
c. L'Interface Homme-Machine (IHM)99
d. Déroulement de l'expérimentation100
2. Résultats
a. Etude de la performance de poursuite en fonction du système d'aide sans affluence du trafic (Etape 1)104
b. Etude de la performance de poursuite en fonction du système d'aide avec affluence du trafic (Etape 2)
c. Etude de la performance de poursuite en fonction du système d'aide pour une affluence du trafic mixte (Etape 3)
d. Etude de la performance de poursuite en fonction du système d'aide (Résultat global) 114
Conclusion
Conclusions et perspectives
Bibliographie:

Introduction générale

Introduction générale

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet FUI (Fonds Unique Interministériel) APP15 projet ECOVIGIDRIV (ECOnomic and VIGIIant DRIVing). Le projet ECOVIGIDRIV est issu de la collaboration de l'Institut de Recherche et Technologique (IRT) Railenium, le LAMIH UMR CNRS 8201 (Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique industrielles et Humaines Unité Mixte de Recherche du Centre National de la Recherche Scientifique), les sociétés ALSTOM, Haption et SAVIMEX.

Le financement de la thèse a été assuré par l'IRT Railenium dont l'ambition est de devenir l'un des leaders mondiaux des organismes de recherche et de développement, de test et d'homologation dans le domaine ferroviaire. La thèse a été encadrée au LAMIH de l'UVHC (Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis).

Actuellement, les exploitants ferroviaires accroissent le nombre de tramway circulant sur le réseau. En contrepartie, ils exigent que la consommation d'énergie électrique diminue pour chaque véhicule. L'augmentation du trafic et la tâche d'éco-conduite peut augmenter le niveau de charge de travail et par conséquent le niveau de fatigue physique et cognitive du conducteur (Yamabe, Zheng, Nakano, & Suda, 2011). Les industriels du domaine ferroviaire expérimentent alors des technologies dont le but est d'inciter les conducteurs à appliquer les principes de l'éco-conduite (Cucala, Fernández, Sicre, & Domínguez, 2012). Certaines de ces technologies sont des systèmes de conseils qui indiquent au conducteur le meilleur moment où le train doit rouler sur l'erre (selon son inertie), tractionner ou freiner. L'intégration de ces technologies dans les cabines de conduite peut nécessiter du conducteur plus de performance, de connaissances et d'attention (Rouzikhah, King, & Rakotonirainy, 2013). Dans le domaine ferroviaire, le tramway est un système de transport particulier qui circule dans un environnement où les conducteurs doivent s'adapter au comportement des autres usagers de la voie (les automobilistes, les piétons, les animaux, etc...) et désormais aux systèmes d'aide intégrés dans son poste de conduite. Le conducteur doit alors pouvoir maintenir son niveau de vigilance et d'attention afin d'éviter les accidents.

Les objectifs du projet ECOVIGIDRIV sont alors d'accroître la sécurité du conducteur et des passagers tout en permettant l'ajout de nouvelles technologies dans la cabine de conduite du tramway. L'une de ces technologies vise à aider le conducteur à adopter une éco-conduite tout en lui facilitant la perception de son environnement, de son propre état et permettant de minimiser ses ressources cognitives à mobiliser. Les aspects scientifiques de ce projet visent :

- à spécifier les interactions avec le conducteur pour qu'il adopte une éco-conduite ;
- à diagnostiquer l'état du conducteur (vigilance, attention) ;
- et à apporter de nouvelles technologies support.

Trois grandes thématiques sont donc étudiées dans le projet :

• La conduite énergétiquement économique ;

- La détection de l'hypovigilance et les mécanismes d'aide à la prise de conscience de la situation ;
- La synthèse d'informations.

Les travaux de cette thèse s'inscrivent dans l'étude de la conduite énergétiquement économique dans le but de réaliser un système d'aide à l'éco-conduite (conduite économique) qui s'adaptera au comportement du conducteur afin d'améliorer la performance d'éco-conduite grâce à l'amélioration de la performance de suivi du conducteur d'une consigne.

Ce manuscrit, commence par une introduction aux systèmes d'aide à l'éco-conduite. L'étude d'un Système Homme-Machine (SHM) est réalisée dans les travaux proposés. La tâche de conduite nécessite que l'opérateur tienne compte de l'évolution de l'environnement et adapte son comportement. Néanmoins le comportement du conducteur est également influencé par les facteurs humains (charge de travail, stress, fatigue, etc.) qui modifient l'état du conducteur (Cacciabue, 2010; Macadam, 2003). Le SHM d'aide à la conduite doit assister le conducteur et cela malgré l'évolution de son état. Dans ce contexte, il s'agit précisément d'un système dynamique complexe dans lequel de nouvelles informations changent continuellement la nature du problème à résoudre. (Decortis, De Keyser, Caccabiue, & Volta, 1991).

On peut alors supposer que le système piloté est tellement complexe qu'il nécessite la présence de l'opérateur humain dans la boucle de contrôle. La capacité d'adaptation du conducteur confirme l'hypothèse que l'opérateur est indispensable lors d'une tâche de conduite car, tout comme pour les procédés industriels, l'arrêt du système en cas de danger est assuré par l'opérateur humain (Morel, Pétin, & Johnson, 2009). La conception de SHM a la particularité de chercher à aider le conducteur mais n'intègre pas son comportement dans le système.

Ce mémoire de thèse présente l'ensemble de notre étude pour concevoir un système d'aide à l'écoconduite qui s'auto-adaptera au comportement du conducteur pour l'aider à améliorer sa performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite.

Le premier chapitre présente différentes approches destinées à réduire la consommation d'énergie du véhicule. La présentation se décompose en trois sections. La première présente les systèmes techniques réalisés pour réduire la consommation d'énergie. La deuxième section présente les formations à l'éco-conduite destinées aux conducteurs professionnels et occasionnels. La troisième section développe les systèmes d'aide à la conduite éco-énergétique qui optimisent un critère pour transmettre une information au conducteur.

Toutefois on constate que les systèmes d'aide à la conduite ne sont pas réellement destinés à un système conducteur-véhicule puisqu'ils ne tiennent pas compte du comportement du conducteur. C'est pourquoi le deuxième chapitre de la thèse développe la prise en compte du comportement de l'opérateur humain dans le problème d'optimisation.

La modélisation du conducteur est présentée sous deux représentations distinctes. La première section est une étude de la modélisation du conducteur sous une représentation fonctionnelle de celui-ci. L'inconvénient d'une représentation fonctionnelle est de ne pas considérer la dynamique du conducteur et de nécessiter une base de données qui peut être incomplète ou non accessible. L'étude des modèles mathématiques est donc réalisée dans la deuxième section. La modélisation du

comportement du conducteur selon Mc Ruer (McRuer & Krendel, 1974) semble être intéressante pour développer un système d'éco-conduite qui intègre le comportement du conducteur qui dépend de son état.

Le troisième chapitre est consacré à la présentation du Système d'Eco-Conduite Auto Adaptatif au Conducteur : le SECAAC. Pour répondre à la problématique de la thèse, la première section présente le principe de fonctionnement du SECAAC. Les sections 2 et 3 du chapitre définissent l'algorithme d'optimisation du contrôle et de calcul de la consigne d'éco-conduite. Le problème d'optimisation peut ne pas admettre de solution pour certaines combinaisons de paramètres caractérisant le comportement du conducteur, ce qui implique une identification préalable de la plage nominale de fonctionnement qui sera étudiée dans la section 4. La fréquence d'identification pour la mise à jour de ces paramètres dans le problème d'optimisation est étudiée dans la section 5 ce qui permet le calcul d'une consigne dont la dynamique varie peu.

Le quatrième chapitre présente une étude réalisée avec 14 sujets qui ont effectué une tâche de conduite dont l'objectif secondaire était la poursuite d'une consigne affichée pour trois systèmes d'aide différents dont le SECAAC. Lors des différentes phases expérimentales les sujets ont réalisé le même parcours mais les conditions de trafic et le système d'aide à la conduite étaient différents. Il s'agit d'étudier la performance de poursuite de la consigne affichée d'éco-conduite et de la comparer à la performance de poursuite de la consigne implicite :

- La consigne implicite correspond à la consigne calculée pour un véhicule automatisé. Cette consigne n'est pas transmise au conducteur dans le système SECAAC
- La consigne affichée diffère de la consigne implicite car elle intègre le comportement du conducteur. Son objectif est de corriger l'écart entre la consigne implicite et la commande appliquée par le conducteur.

Le système SECAAC permet une amélioration moyenne de la performance de la poursuite de la consigne implicite de 10% par rapport aux autres systèmes étudiés.

La dernière section développe notre conclusion et les perspectives d'éventuels travaux à venir et les problématiques de recherche à développer.

CHAPITRE I : État de l'art pour la conception d'un système de transport éco-énergétique.

CHAPITRE I : État de l'art pour la conception d'un système de transport éco-énergétique.

Introduction

Dans le domaine du transport, les systèmes d'aide à la conduite sont de plus en plus complexes et peuvent requérir plus de connaissances et d'attention des opérateurs humains. La demande en énergie dans le monde est croissante de par l'émergence des pays en développement mais également l'augmentation des systèmes technologiques. L'augmentation des tarifs de l'énergie devient un frein dans le développement économique de l'industrie et réduit également le pouvoir d'achat des particuliers. Le coût énergétique pour l'industrie du transport est très important. En 2010, la compagnie « Easyjet » déclare avoir dépensé 865 millions d'euro en carburant ce qui représentait 40% de ses coûts (Duclos, 2011). Une réduction de 1 à 2 pourcent(s) d'énergie permettrait de réduire le coût énergétique de 16 millions d'euro en 2010 pour la compagnie. La réalisation de véhicules innovants permet de réduire la consommation d'énergie des véhicules. Les masses des véhicules sont réduites, la technologie hybride est implémentée dans tous les domaines du transport. Mais cela n'est pas suffisant pour réduire la consommation.

Des formations à l'éco-conduite peuvent aider les conducteurs à optimiser la consommation d'énergie. Ces dernières changent le style de conduite de l'opérateur dans les différents domaines du transport dont la diversité des ressources énergétiques des véhicules est variée (électrique, fossile, etc.). Néanmoins la formation n'a qu'un effet temporaire sur l'opérateur humain malgré une réduction d'énergie consommée pouvant aller jusqu'à 20% dans le domaine de l'automobile (Luu, 2011). La cause principale de ce constat est l'incapacité ou la difficulté du conducteur à déterminer la stratégie de conduite qui lui permettra de réduire la consommation d'énergie pendant la tâche de conduite (Luu, 2011).

Des assistances techniques sont proposées pour superviser et aider le conducteur à adopter une éco-conduite. Ces systèmes sont généralement conçus à l'aide d'une méthode d'optimisation du contrôle qui calcule un profil de vitesse. Cette dernière est transmise au conducteur à l'aide de stimuli qui peuvent être visuels, sonores, kinesthésiques, etc. La consigne calculée et transmise suppose que le conducteur l'applique parfaitement (pas d'erreur, pas de retard, etc.). Or l'information d'écoconduite lui est destinée. Le conducteur effectue une tâche de suivi de procédure ou de trajectoire mais l'état évolutif du conducteur a un impact sur sa performance de suivi de consigne.

Notre objectif est de proposer un système d'aide à la conduite éco-énergétique qui permettra d'améliorer la performance de poursuite d'une consigne minimisant la consommation d'énergie du véhicule conduit par un conducteur.

Dans ce chapitre on présente un état de l'art sur les technologies développées pour réduire la consommation d'énergie des véhicules. Cette étude permet de définir les paramètres et les

comportements permettant de réduire la consommation d'énergie. Ce chapitre est structuré en 3 sections

La première section présente des technologies novatrices réalisées dans le domaine du transport réduisant la consommation du véhicule sans modifier le comportement du conducteur. Cette section est divisée en 4 parties présentant la réalisation de systèmes micro-technologiques qui permettent de réduire la masse du véhicule, d'améliorer son aérodynamique et de réduire sa consommation. La deuxième partie présente des véhicules dont l'objectif principal a été la réduction de la masse afin de diminuer les forces résistives à l'avancement s'exerçant sur le véhicule. Enfin la troisième partie présente les systèmes de récupération d'énergie qui peuvent être intégrés dans le véhicule (voiture, train, avion hybride) ou situés en bordure de voie (une des solutions appliquées dans le domaine ferroviaire). La réalisation de systèmes moins énergivores s'avère être insuffisante pour réduire la consommation d'énergie des véhicules. En effet la consommation d'énergie du véhicule dépend également du style de conduite de l'opérateur humain.

La deuxième section définit et présente les principes d'éco-conduite enseignés aux conducteurs. L'apprentissage des principes de conduite change le style de conduite des conducteurs mais son effet n'est que temporaire. C'est pourquoi des systèmes d'aide à l'éco-conduite ont été réalisés.

La troisième section présente dans un premier temps les systèmes d'aide à l'éco-conduite qui ont pour objectif d'aider les conducteurs à appliquer les principes de l'éco-conduite sans en connaitre les règles. L'avantage de ces systèmes est d'aider le conducteur à réduire sa consommation d'énergie en suivant une consigne calculée puis affichée par le système d'aide. Le profil de vitesse est calculé à l'aide d'un algorithme d'optimisation du contrôle en fonction de consommation qui dépend du véhicule et de son alimentation. La seconde partie de la section est la définition du problème d'optimisation du contrôle pour un système tramway afin de définir comment la consigne d'éco-conduite est calculée avant sa transmission au conducteur via l'Interface Homme-Machine (IHM).

La prochaine section concerne la réalisation de technologies novatrices pour la conception de véhicules moins énergivores.

1. Systèmes technologiques réalisés pour réduire la consommation d'énergie.

Pour réduire la consommation d'énergie des véhicules (à énergie électrique, fossile, etc.), l'industrie du transport a amélioré l'aérodynamisme des véhicules, réduit leur masse et ajouté de nouvelles spécificités. Dans cette section, plusieurs systèmes technologiques, dont l'objectif est l'amélioration de la performance énergétique des véhicules, sont étudiés. Cette étude permet de constater quels sont les principaux paramètres qui augmentent la consommation d'un véhicule.

Dans la première partie de cette section, les systèmes basés sur la micro et la nanotechnologie qui permettent la réduction de la masse des véhicules sont étudiés. Cette liste de systèmes technologiques n'est pas exhaustive mais permet de présenter les limites et intérêts de ces technologies pour réduire la consommation d'énergie.

La deuxième partie de la section présente la technologie hybride qui consiste à utiliser deux sources d'énergie pour alimenter le véhicule lors de son déplacement. L'inconvénient de cette technologie est d'accroitre la masse du véhicule, c'est pourquoi la troisième partie de cette section présente la réalisation de systèmes dont l'objectif est de réduire la masse du véhicule.

La quatrième et dernière partie présente les systèmes à récupération d'énergie. Ces derniers nécessitent un système de stockage et de restitution de l'énergie. Ils sont très développés dans le domaine ferroviaire.

La composition de la section a été présentée, la prochaine partie introduit les microtechnologies qui ont été réalisées dans le but de réduire la consommation d'énergie du véhicule.

a. Les micro-technologies

La consommation d'un véhicule est fortement et directement liée à la trainée. La réduction de la trainée permet de réduire les forces de frottement, provoquées par l'aérodynamisme du véhicule, et a pour conséquence l'amélioration des performances des véhicules (qu'ils soient de type ferroviaire, automobile, naval, aérien, etc.). La recherche sur la thématique des surfaces de riblets (surface munie de micro nervures) est un sujet très étudié depuis les années 1980 jusqu'à aujourd'hui (Bao-wei, Xiao-juan, & Guang, 2009; Chu & Karniadakis, 1993; Stenzel, Wilke, & Hage, 2011; Walsh & Lindemann, 1984). L'utilisation de ces structures microscopiques sur 70% de la surface d'un avion, déposées comme une peinture d'une épaisseur d'un micromètre, permet de réduire la trainée et la consommation d'énergie de 3% (Bechert, Bruse, Hage, & Meyer, 2000). Ces valeurs sont confirmées par des tests en soufflerie (Coustols & Schmitt, 1990).



Figure 1 : Surface peinte produite par IFAM (Stenzel et al., 2011)

La définition de couloir d'écoulement de l'air à l'aide des riblets disposés parallèlement dans le sens de l'écoulement est une caractéristique de la nanostructure peinte. La Figure 1 représente une nanostructure produite par l'IFAM sur un film de peinture (Stenzel et al., 2011). Ce film s'ajoute à la peinture de la paroi de l'appareil, cela permet de réduire l'accumulation des poussières et des débris sur le fuselage de l'appareil. L'ajout de ce film améliore l'efficacité aérodynamique du véhicule. Selon (Jane, 1997) sur un airbus A340 pour seulement 30% du fuselage revêtu par cette technologie, malgré l'augmentation de la masse du véhicule, il a été démontré que l'appareil a réduit de 1,5% sa consommation de kérosène. Cette réduction de la consommation d'énergie permet pour une industrie de l'aviation de réduire son coût en carburant de 16 millions d'euro sur un an.

Une réduction de la consommation de l'ordre de 1 à 2 pourcent n'est pas significative pour d'autres domaines du transport. Afin de réduire la consommation, d'autres études ont été menées. L'objectif est de réduire la consommation d'énergie en réduisant la dimension de certains composants comme les batteries de plus en plus présentes dans le monde de l'automobile et ferroviaire et dont l'industrie de l'aviation équipe de plus en plus les appareils.

Dans l'automobile, l'encombrement des batteries des véhicules hybrides entraine une masse plus importante du véhicule, réduisant ainsi l'autonomie des batteries. Le système proposé en 2013 par Volvo (Sylvain Biget, 2013; Volvo, 2010a; Woods, 2013a) dans le cadre d'un projet européen, se base sur du nano-matériel. Ces derniers permettent de créer des batteries intégrées dans les modèles de voitures électriques. La conception des nano-batteries n'intervient pas dans la conduite mais optimise la consommation énergétique du véhicule en réduisant sa masse. Cette batterie a la particularité d'épouser la forme de la carrosserie permettant d'optimiser la répartition de la masse du véhicule. Les nano-batteries intégrées dans les parois du véhicule pourront remplacer certaines pièces de la voiture (Sylvain Biget, 2013; Volvo, 2010b; Woods, 2013b). Ce système se compose d'une couche de lithium et de deux couches de carbone et est muni de super-condensateurs. Une voiture équipée de cette batterie par rapport à une voiture électrique standard ou une hybride aura une masse moins importante (réduction de 15% minimum), ce qui entraîne une augmentation de l'autonomie de 130km selon Volvo (Sylvain Biget, 2013; Volvo, 2010b; Woods, 2013b). Ce système est toujours au stade expérimental pour des tests de sécurité.

L'intégration de nanotechnologie a pour objectif de réduire la masse et d'améliorer la performance de pénétration dans l'air du véhicule. La consommation d'énergie est dépendante des

forces résistives à l'avancement s'exerçant sur le véhicule. Les forces résistives sont influencées par la masse et le coefficient de pénétration dans l'air du véhicule. La prochaine partie présente la réalisation de véhicules hybrides.

b. L'hybridation des véhicules

Afin de réduire la consommation des énergies fossiles, la conception de véhicules hybrides (fossile + électrique) augmente. Nous constatons que, dans le domaine de l'automobile, le marché du véhicule hybride a augmenté de 16% en 2014 par rapport à 2013. Dans le domaine de l'aviation deux technologies sont exploitées pour réduire la consommation au sol des avions. Pour économiser du carburant au sol, les systèmes EGTS (Electric Green Taxiing System) sont privilégiés, Wheeltug (Raminosoa, Hamiti, Galea, & Gerada, 2011) ou les taxibots (Jakub, 2014; TaxiBot[®], 2013a; Wollenheit, 2012). Ils permettent de véhiculer l'avion de la piste d'atterrissage au parking en utilisant au minimum les turbines.

Le wheeltug utilise le module EGTS situé au niveau de la génératrice de secours (à la pointe arrière de l'avion). Le système EGTS fait office de batterie électrique pour alimenter le moteur électrique qui fournit l'effort à la roue lors des phases de déplacement aux sols. L'avantage est la diminution de la consommation de kérosène lors de ces mouvements et d'effectuer des marches arrière avec l'avion. L'inconvénient de cette technologie est d'augmenter la masse de l'avion et par conséquent la consommation de celui-ci durant la phase de vol. Pour contrebalancer cet effet, les compagnies aériennes réduisent la masse embarquée dans l'avion en réduisant le nombre de passagers, la masse des sièges et le carburant pour effectuer une mission. Le problème est que parfois l'approximation en carburant est trop stricte et ne permet pas d'effectuer des vols stationnaires de longue durée précédant une phase d'atterrissage.

Le taxibot (TaxiBot[®], 2013b) est un véhicule électrique destiné à guider l'avion sur la piste de décollage. L'avantage de cette méthode est de ne pas augmenter la masse de l'avion et de réduire la consommation en kérosène lors des phases de contrôle au sol des avions (Jakub, 2014; TaxiBot[®], 2013b; Wollenheit, 2012). Il ne s'agit pas ici d'une technologie hybride mais de l'usage de la multi-modalité des systèmes pour déplacer le véhicule lors du contrôle au sol de l'avion.

Malgré l'augmentation de la masse, l'hybridation du véhicule permet de réduire la consommation d'énergie. L'hybridation repose sur l'optimisation de l'utilisation de deux motorisations du véhicule afin de réduire la consommation d'énergie. La multi-modalité du transport repose sur l'optimisation de l'utilisation du moyen de transport pour permettre la réalisation d'un trajet en consommant le moins d'énergie possible.

Dans la partie suivante un système ferroviaire permettant de réduire la consommation d'énergie en réduisant la masse du véhicule est présenté.

c. La réduction des masses

Afin de minimiser les forces résistives à l'avancement des véhicules, les industriels réduisent les masses et améliorent l'aérodynamisme du véhicule. Nous rappelons la réalisation des nanobatteries qui ont pour objectif de réduire la masse des véhicules électriques ou hybrides pour augmenter leur autonomie et l'application de peintures novatrices améliorant l'aérodynamisme du véhicule.

Le bogie Flexx eco4 est une technologie développée par la société Bombardier dans le domaine du ferroviaire. C'est un système purement technique qui n'intervient pas dans la conduite du train mais optimise la consommation d'énergie du véhicule. Ce nouveau bogie permet de réduire le poids du train et diminue son encombrement tout en améliorant la durée de vie du bogie et optimisant la consommation énergétique. Il agit sur le niveau stratégique en adaptant le matériel en fonction de l'environnement dans lequel le véhicule évolue. Il engendre une réduction du poids de 30% par rapport à un bogie traditionnel et sa consommation est réduite. La réduction des dimensions du bogie permet de réduire la résistance aérodynamique et sa consommation énergétique.

La réduction des masses s'effectue également dans le domaine aérien. Pour cela la masse des sièges passagers dans les avions est réduite et la charge en carburant réduite également. Chaque kilogramme gagné représente environ quatre-vingts tonnes de carburant sur un an pour un avion soit environ un peu plus de 37k€ avec le cours actuel du baril de pétrole.

La masse est présentée comme un paramètre influençant la consommation d'énergie. La diminution de celle-ci à l'aide de procédés techniques semble être une solution pour réduire la consommation. Néanmoins pour des véhicules à capacité importante (Fret, Avion, etc.) la masse varie en fonction du nombre de passagers mais également la masse des marchandises transportées. C'est pourquoi cette solution n'est pas la plus adéquate pour réduire la consommation énergétique sur le long terme.

La partie suivante présente les systèmes à récupération d'énergie.

d. Système à récupération d'énergie

Les véhicules électriques et véhicules hybrides incluant pour seconde motorisation un moteur électrique utilisent les systèmes à récupération d'énergie. L'utilisation de ces systèmes à récupération d'énergie s'explique par le fait que :

- l'énergie de propulsion représente 80 à 85% de la consommation énergétique ;
- l'énergie cinétique représente 40 à 50% de l'énergie de propulsion ;
- l'énergie récupérable est estimée entre 30 à 50% de l'énergie cinétique.

Ce qui donne une opportunité nette de récupération d'énergie de 10 à 20% sur la consommation totale (NEYRET, 2013).

Les systèmes de récupération d'énergie se décomposent en deux éléments : un système de stockage d'énergie et un système de restitution d'énergie. La quantité d'énergie récupérée dépend de la vitesse et du modèle d'arrêt. Cela entraine une diminution de la quantité d'énergie consommée sur les réseaux de 15% sur les lignes à grande vitesse, 35% sur les lignes régionales, 45% sur les lignes locales (métro, tram, tram-métro) et de 20% pour les frets (©-UIC-International-Union-of-Railways, 2002). La raison de cette disparité de réduction de la consommation énergétique est due au système employé, mais aussi à la circulation des véhicules par rapport à un réseau sans système à récupération d'énergie (©-UIC-International-Union-of-Railways, 2002).

✓ La récupération d'énergie au freinage :

Le système de récupération d'énergie au freinage n'est efficace que sur une ligne qui est soumise à de nombreux freinages (NEYRET, 2013). Il est donc approprié pour le réseau tramway et le réseau métro. Il n'est pas conseillé pour les réseaux trains à grande vitesse, trains régionaux et frets car les phases de freinage sont rares et la puissance à récupérer est très importante et nécessite donc des frais supplémentaires pour adapter les systèmes de récupération d'énergie. (Effectivement, la récupération d'énergie ne se fait qu'en traction pour les frets, TGV, etc. (NEYRET, 2013)). L'énergie récupérée au cours d'une phase de freinage est de l'ordre de 90 à 100% de l'énergie appliquée pour stopper le véhicule. Cette énergie peut être perdue ou stockée dans une station d'accueil ou dans le tramway pour être restituée ensuite dans le réseau tramway ou EDF (NEYRET, 2013).

✓ La récupération d'énergie sur la chaine de traction des trains :

La récupération d'énergie sur la chaine de traction est efficace dans le cas des trains à grande vitesse, régionaux ou les frets (NEYRET, 2013). L'objectif est alors de minimiser l'utilisation des freins et anticiper les phases de freinage du véhicule. Suit alors une phase de roue libre où il n'est plus demandeur de puissance : le train roule sur l'erre. L'énergie cinétique du véhicule est récupérée lors des ralentissements. Cette méthode permet de stocker sur une longue distance de l'énergie ainsi que dans les phases de freinage. Elle permet de récupérer 50 à 70% de l'énergie restituée.

L'énergie peut être stockée dans des batteries ou des super-capacités. Ces dernières sont situées en bordure de ligne, et peuvent chez certains constructeurs récupérer 99% de l'énergie dans une zone de 3km. Le stockage de super-capacités dans le véhicule est également faisable. L'inconvénient est l'augmentation de la masse du véhicule mais l'avantage est de rendre autonome le train, le tramway ou le métro sur un tronçon, et de s'abstenir d'équiper le système d'alimentation aérienne ou au sol. (Caf[®], 2013; NEYRET, 2013)

Lorsque l'énergie est récupérée dans des super-capacités en bordure de voie, l'énergie stockée est soit réinjectée dans le réseau ferroviaire, soit sur le réseau EDF, ou l'excédent d'énergie n'est pas récupéré. La récupération de l'énergie en bordure de voie permet de réguler la tension en diminuant les pics de tension qui représentent 8% de la consommation d'énergie totale du réseau (NEYRET, 2013). En réduisant le nombre de pics, la durée de vie des composants électroniques augmente et la consommation d'énergie est réduite de 5% (NEYRET, 2013). Le second avantage dans le cas où un ensemble de batteries est utilisé au lieu de super-capacités est de permettre de stocker une grande quantité d'énergie pour une période plus ou moins longue. Cela permet de stocker l'énergie lorsque le prix de l'électricité est bas et de la restituer lorsqu'il est élevé (NEYRET, 2013) ou de stocker l'énergie pour la restituer le jour où il y a une perte de tension (partielle ou totale) sur le réseau. Enfin la récupération d'énergie en sous-station permet de ne pas augmenter la masse des véhicules. Le système de récupération d'énergie pour un

réseau de train/tramway (NEYRET, 2013). Le stockage d'énergie permet ainsi de réduire la consommation d'énergie lors des horaires de pointes en restituant l'énergie dans le réseau tramway/train. En effet, dans ce contexte, la demande en énergie électrique est importante due à l'augmentation de tramway sur les voies et aux contraintes temporelles strictes qui nécessitent des phases d'accélération nécessitant un apport énergétique plus important (Vial, 2012).

La récupération de l'énergie dans des batteries, situées dans les tramways ou métros, permet de rendre autonome ces derniers sur des zones à faible kilométrage. L'énergie cumulée peut être utilisée sur des zones non alimentées ainsi que de réduire les pics de consommation principalement lors des phases de démarrages ou de montées de pentes. L'inconvénient est l'augmentation du poids des trains/métro/tramways et une autonomie limitée.

Des tramways autonomes fonctionnant aussi sur batteries (Super-capacité double couches pouvant être chargées à distance ou dans des zones spécifiques avec caténaire ou self à l'arrêt ou en mouvement en 20s) peuvent effectuer 2,5km grâce à l'utilisation de leur batterie qui se rechargent rapidement (Caf[®], 2013). Ils sont principalement mis en place dans les réseaux tramways émergeant comme en Chine ou au Portugal.

Conclusion

Dans cette section, La masse est définie comme étant un facteur non négligeable sur la consommation d'énergie. Les technologies présentées ont pour objectif de réduire la masse et ainsi réduire les forces résistives à l'avancement du véhicule. Les phases de traction sont les plus consommatrices en énergie quel que soit le type de motorisation. L'énergie dissipée au cours des phases d'accélération positive (traction, propulsion du véhicule) est non négligeable. Cette énergie surconsommée n'est pas récupérable. Pour minimiser la dissipation de l'énergie au démarrage du véhicule, de l'énergie électrique est récupérée au freinage. L'objectif est alors de maitriser l'accélération et le freinage du véhicule au cours du trajet. Pour cela des formations d'éco-conduite sont proposées aux conducteurs dans tous les domaines du transport. La section suivante définit l'éco-conduite de manière générique pour l'ensemble des domaines du transport.

2. La définition et principe de la conduite éco-énergétique.

Selon Sivak et Schoettle (Sivak & Schoettle, 2012) l'opérateur humain est le principal acteur de la consommation de son véhicule car il va faire différents choix qui vont englober la consommation énergétique du véhicule sur le long et moyen termes. Les choix stratégiques, tactiques et opérationnels permettent à eux trois, si l'opérateur fait les bons choix, de réduire la consommation de 45% au total. L'éco-conduite, l'éco-pilotage et l'éco-navigation sont un style de conduite de véhicule (terrestre, aérien et naval) dont l'objectif est de réaliser un parcours en ayant la consommation d'énergie la plus basse possible. La conduite éco-énergétique est le résultat de recherches scientifiques qui remettent en cause le style de conduite de l'opérateur humain. Plusieurs études démontrent qu'en modifiant leur style de conduite, certains conducteurs peuvent réduire la consommation de 15 à 20% (Azzi, 2012; M.-F. Chang, Evans, Herman, & Wasielewski, 1976; Luu, 2011; Saint Pierre & Andrieu, 2010; Yamabe et al., 2011) sur le court terme et jusqu'à 25% dans le domaine naval (Gulbrandsen, 1986). Ce style de conduite est inculqué aux conducteurs au cours de la formation à l'éco-conduite. Cette formation est proposée au conducteur dans le but d'uniformiser le comportement des conducteurs sur les routes, voies aériennes et routes marines. Un conducteur sachant appliquer chacun des principes de l'écoconduite est nommé un éco-conducteur. Les principes communs à l'éco-conduite sont définis en 3 niveaux qui sont applicables à tous les domaines du transport : les niveaux stratégique, tactique et opérationnel (Sivak & Schoettle, 2012). Ces niveaux représentent le niveau décisionnel sur lesquels les principes d'éco-conduite interviennent sur la tâche principale selon (Michon, 1985), ici il s'agit de la conduite économique :

- Le niveau stratégique : La contrainte temporelle d'action est faible et demande plus de réflexion de l'opérateur. Ce niveau précède la conduite du véhicule (choix du parcours, le temps de parcours, le profil du parcours, l'entretien du véhicule, le choix du véhicule, etc.) ;
- Le niveau tactique : Le temps de réflexion est court mais la contrainte temporelle moyenne ou courte. Ce niveau concerne la phase de conduite (actions anticipatrices de conduite arrivée à une intersection, aux feux de signalisation, modification de parcours, la charge du véhicule, etc.) ;
- Le niveau opérationnel : Le temps de réflexion et la contrainte temporelle sont courts durant la phase de conduite (style de conduite du véhicule : conduite sportive, conduite en sous régime, conduite optimale, conduite anticipatrice, passage de rapport changement de direction, procédure de freinage ou d'arrêt, suivi de trajectoire/consigne, etc.).

Les principes de l'éco-conduite sont les suivants pour le niveau stratégique :

 Planifier le trajet : La planification du trajet permet de définir le parcours à suivre entre le point de départ et la destination d'arrivée. Cela a pour objectif l'anticipation d'évènements au cours du trajet tels que les ralentissements, l'utilisation des meilleurs courants marins, des routes les moins sinueuses, etc. Un parcours avec peu de variation de vitesse permettra de réduire la consommation énergétique de 9% (Sivak & Schoettle, 2012) par rapport à un parcours dont la vitesse limite varie sur de courtes distances et dont l'amplitude est grande, ou sur une route composée essentiellement de stops obligeant l'arrêt et le redémarrage du véhicule. Le profil de la route (en pente, sinueuse, en plaine, etc.) aura un impact sur la consommation de 15 à 20% (Sivak & Schoettle, 2012). Les conditions de circulation du parcours à réaliser (condition fluide ou embouteillage ou temps de pluie, etc.) ont un impact sur la consommation d'énergie de 20 à 40% (Sivak & Schoettle, 2012).

- Entretenir le véhicule : Le bon entretien du véhicule permet de réduire le risque d'augmentation de la consommation. L'huile du moteur peut faire économiser entre 1 et 2% de carburant (Sivak & Schoettle, 2012), une bonne circulation d'air (gaz d'échappement, filtre à air non bouché, etc.) peut entrainer jusqu'à 40% d'économie d'énergie (Sivak & Schoettle, 2012). Enfin la pression des pneus qui diffère de 10% de la pression nominale entraine une surconsommation énergétique de 1% ou2% (Sivak & Schoettle, 2012).
- Répartir/ne pas surcharger le véhicule : répartir les masses dans le véhicule et retirer tous les équipements externes (coffre de toit, porte vélo) permet de réduire les forces résistives de frottement s'exerçant sur le véhicule.

Les principes d'éco-conduite du niveau tactique sont les suivants :

- Observer et anticiper l'évolution du trafic : Les conditions de circulation du parcours à réaliser (condition fluide ou embouteillage ou temps de pluie, etc.) ont un impact sur la consommation d'énergie de 20 à 40% (Sivak & Schoettle, 2012) en fonction du temps et de la distance à parcourir. Par exemple, anticiper l'évolution des courants marins permet de profiter des flux permettant une utilisation réduite de la puissance motrice d'un bateau.
- Utiliser à bon escient les options du véhicule : l'utilisation des équipements de bord comme l'air climatisé qui, en fonction de la vitesse et la température souhaitée, réduira la consommation d'énergie entre 5 et 25% par rapport à une conduite du véhicule avec les fenêtres ouvertes. En effet, l'ouverture de celles-ci réduit l'aérodynamisme du véhicule et augmente la consommation de carburant due à l'augmentation des forces résistives s'exerçant sur le véhicule (Sivak & Schoettle, 2012).
- Limiter les accélérations brutales et conserver une vitesse stable pour réduire la consommation d'énergie du véhicule (Azzi, 2012; Enjalbert, 2014; Shinpo, 2007). En effet, une conduite dont la dynamique en accélération sera rapide semble plus économique mais il est démontré qu'une conduite dont la dynamique de l'accélération est modérée, a un meilleur impact sur la consommation de 31% par rapport à la première (Sivak & Schoettle, 2012).

Les principes d'éco-conduite du niveau opérationnel sont les suivants :

Conserver un régime moteur bas. Par exemple, pour un véhicule automobile à carburant diesel, passer les rapports de vitesse entre 1 200 et 2 500 tours par minute, permet d'économiser de 5 à 10 % de carburant en moyenne (http://www.ecoconduite.org/basesintro.php, 2013; Luu, 2011; Mobigreen. fr, 2013; Saint Pierre & Andrieu, 2010; Shinpo, 2007; Slim Azzi, 2012).

- Ne pas pousser la pédale/manipulateur d'accélération au maximum mais jusqu'à 60% voire 80% en fonction du moteur du véhicule. (Azzi, 2012; Gulbrandsen, 1986; Luu, 2011; Mobigreen. fr, 2013; Saint Pierre & Andrieu, 2010; Shinpo, 2007);
- Eviter de freiner, l'anticipation permet de décélérer progressivement en relâchant l'accélérateur (ADEME/PREDIT, 2009; ADEME, 2009; Luu, 2011; Mobigreen. fr, 2013; Saint Pierre & Andrieu, 2010; Shinpo, 2007; Slim Azzi, 2012).

Dans le domaine de l'aviation, afin d'économiser du carburant, les procédures de décollage, de vol de croisière et d'atterrissage sont modifiées. Par exemple, il peut être conseillé au pilote, en fonction de l'aéroport, de favoriser lors des phases de contrôle au sol, l'utilisation des technologies weeltug (lorsque l'avion en est équipé) ou du taxibot pour s'orienter sur la piste afin de réduire sa consommation avant le décollage de l'appareil (si l'aéroport en est équipé). Les procédures de décollage et d'atterrissage changent également. Le pilote n'entamera pas une phase de montée ainsi qu'une phase d'atterrissage par une approche par paliers. La montée et la descente sont réalisées en continu. Ces procédures ne sont possibles que si l'aéroport autorise cette procédure continue (CDA). Pour cela les avions sont équipés d'un FMS (Flight management system) qui informe le conducteur si la procédure est autorisée. Une approche CDA nécessite une phase de croisière à 34000 pieds environ. Cela permet de réduire la nuisance sonore mais aussi de minimiser l'utilisation des aérofreins et de la manette des gaz au cours de la phase d'atterrissage. Les trajectoires à réaliser entre deux aéroports sont optimisées en considérant la quantité de carburant, l'intensité et la direction des vents, etc. Le plan de vol est le plus court possible et l'altitude de croisière la plus économe. Enfin au cours du vol, le pilote enclenchera le système d'autopilotage qui régule les accélérations de l'appareil et le suivi d'un profil déterminé à l'aide d'un calculateur embarqué. En cas de forte perturbation provoquée par les trous d'air ou rafales, le pilote reprend les commandes de l'appareil. La vitesse de croisière est une vitesse stable que le pilote ou le pilotage automatique a pour mission de conserver en réduisant le plus possible le couple fourni par les moteurs. L'assiette de l'avion est conservée à une position proche du neutre, i.e. le nez de l'avion ne pointe pas en direction du sol ou de l'espace.

Malgré la formation à la conduite éco-énergétique, il a été montré que les conducteurs reprennent leurs habitudes de conduite. Sur le long terme la réduction de carburant n'est plus que de 4.7 à 8% d'économie (Saint Pierre & Andrieu, 2010). Cela s'explique par le fait que la conduite éco-énergétique sans système d'aide est plus fatigante qu'une conduite normale (Yamabe et al., 2011). Selon Yamabe, lors de certaines phases de conduite, le conducteur ne sait pas quel geste et à quel moment il doit appliquer une règle d'éco-conduite. Ce manque d'information engendre du stress et une surcharge de travail au conducteur. Ce qui l'encourage à adopter un nouveau style de conduite sans se préoccuper de la consommation d'énergie selon Yamabe (Yamabe et al., 2011). Néanmoins, les auteurs (Yamabe et al., 2011) soulignent le fait qu'en adoptant une conduite éco-énergétique, le conducteur a économisé 2,1km/l (le conducteur a pu réaliser 2,1 kilomètres en plus pour un litre de carburant ce qui fait pour 20 litre 42km de parcouru en plus), pour une conduite économique sans système d'aide par rapport à la conduite normale. L'utilisation d'un système d'aide à l'éco conduite améliore la performance d'éco-conduite en permettant de parcourir 2,51km/l par rapport à une conduite normale et représente un gain de 0,41 km/l pour une conduite économique avec système d'aide par rapport à une éco-conduite sans système d'aide. Yamabe et al., 2011) conclut que

le niveau de fatigue physique diffère en fonction du type de route auquel le conducteur est confronté mais aussi en fonction de son comportement de conduite.

Afin d'aider le conducteur à anticiper l'évolution d'un trajet (arrivée à un croisement, dans une zone à vitesse réduite, etc.) et à appliquer des procédures de conduite permettant de réduire la consommation, des systèmes d'aide à l'éco-conduite sont réalisés. La section suivante présente les systèmes dédiés à la conduite éco-énergétique.

3. Les systèmes d'aide à la conduite éco-énergétique.

Les véhicules sont équipés de systèmes ADAS (Assistant Driver Advisory System) complexes dont le but est d'assister les conducteurs lors de la phase de conduite ou de les informer sur leurs performances après avoir réalisé un trajet (Azzi, 2012). Les ADAS nécessitent de connaître l'état du système pour concevoir une stratégie de contrôle efficace (Ouahi, Joanny, & Meizel, 2011; Ouahi, Meizel, & Joanny, 2012). Les ADAS ont pour objectif d'aider le conducteur lors de la phase de conduite en le conseillant à l'aide d'une interface (Ouahi et al., 2011, 2012). Dans cette section, on étudie les systèmes d'aide à la conduite appelés EDAS (Eco-Driving Advisory System) qui sont des ADAS permettant de conseiller le conducteur à poursuivre une consigne dite éco-énergétique. Les EDAS sont présentés dans le rapport du RSSB de Kent (Kent, 2009). Il apparait que l'ensemble des systèmes de gestion de l'énergie du domaine ferroviaire sont équivalents les uns aux autres et qu'il en est de même avec les systèmes implémentés dans les automobiles (tels que Foot-lite GERICO, etc.), le domaine aérien (FMS) et le domaine maritime. Ces systèmes d'aide à l'éco-conduite déterminent des profils de vitesse dont l'objectif est de minimiser la consommation. Ces profils sont déterminés à l'aide d'algorithmes d'optimisation du contrôle tels que le Modèle Prédictif du Contrôle (MPC), l'algorithme A*, l'Optimisation Quadratique, etc. Les EDAS du domaine ferroviaire, aérien et automobile sont succinctement présentés pour proposer par la suite un système EDAS que nous proposons pour un système tramway.

L'ensemble des systèmes EDAS du domaine ferroviaire se base sur des études réalisées au cours des années 1990 (P. Howlett, 1996; P. G. Howlett, 1994). Les systèmes DAS/EDAS (Driver Advisor System/Eco-Driver Advisory System) ou CATO (Computer Aid Train Operation (Lagos, Hellstrom, & Leander, 2000) sont des systèmes de conseil de conduite ou ordinateur d'aide à la conduite économique des trains. Ces systèmes récupèrent les caractéristiques des trains (métro, fret, etc. et le flux de passagers dans le réseau ferré (affluence des passagers sur les plages horaires). Les caractéristiques sont généralement le poids, l'aérodynamisme, l'usure des roulements, la vitesse actuelle, la position du train (récupérée à partir d'un système GPS, ERTMS, GSM-R, etc.) et le flux des passagers aux cours du temps (base statistique), etc. L'ensemble de ces caractéristiques est ensuite stocké dans une base de données. Celle-ci interagit avec le poste d'aiguillage où les horaires d'arrivée en station, les plages de vitesse des tronçons et la fréquence des feux de signalisation sont récupérés. Le système effectue alors un calcul en temps réel ou en différé. Celui-ci détermine la vitesse à laquelle le conducteur doit rouler et quand il doit entrer en phase de roue libre (rouler selon l'inertie du véhicule communément, appelé conduite sur l'erre dans le monde ferroviaire) ou freiner. L'objectif est l'optimisation de l'énergie consommée à la fois sur le réseau et sur la rame. Cela permet de réduire les arrêts des trains aux feux de signalisation et de respecter les horaires tout en gardant une consommation d'énergie basse.

Energymiser (Albrecht, Koelewijn, & Pudney, 2011; Pudney et al., 2011) est un système d'assistance à la conduite en temps réel utilisé dans le transport de marchandises et de passagers sur de longues distances. La commande à appliquer est affichée au conducteur de trains diesel, hybride ou électrique. Il s'agit d'une commande de vitesse que le conducteur traduit par une position de manipulateur. Le manipulateur possède trois zones d'accélération pour atteindre la vitesse prescrite :

- une zone d'accélération positive;
- une zone « neutre » (la commande de traction est nulle) pour entamer une conduite sur

l'erre (le véhicule avance selon son inertie sans traction) ;

• une zone de freinage.

Le train circule sur de longues distances et est soumis à peu de variation de vitesse sur de courtes distances ce qui permet d'informer le conducteur de la vitesse à atteindre pour l'aider à minimiser la consommation d'énergie. Or, un tramway est un véhicule qui circule dans un environnement où les limitations de vitesse se succèdent sur de courtes distances et dont le temps de parcours implique d'informer le conducteur sur la manière d'atteindre la future vitesse prescrite pour éco-conduire. De ce fait, la dynamique lente (la consigne d'éco-conduite est une vitesse à atteindre) de l'information d'éco-conduite comme pour le train, n'est pas adaptée pour le tramway. La consigne d'aide à la conduite suggérée au conducteur n'est pas une consigne de vitesse mais une position manipulateur qui permet de retranscrire le profil d'accélération du véhicule souhaité au conducteur (La Delfa, Enjalbert, & Polet, 2015; La Delfa, Enjalbert, Polet, & Vanderhaegen, 2015). L'utilisation d'un système d'aide permet une augmentation du respect des horaires et une diminution de la consommation d'énergie de 8.9%.

Un second système, Freightmiser (Albrecht et al., 2009; Coleman, Vee, & Wardrop, 2008), est utilisé dans le transport du fret. La particularité de ce système est de calculer une commande suboptimale pour un train de marchandises dont la motorisation peut être électrique, diesel ou hybride tout en optimisant la gestion du réseau ferroviaire. Les frets sont moins contraints dans le temps que les trains transportant des passagers pour lesquels un horaire doit être respecté.

Un troisième système, Metromiser (P. Howlett, 1996), est utilisé dans le métro mais son interface complexe le rend inutilisable pour des conducteurs. Enfin d'autres systèmes dédiés à la gestion du réseau ferroviaire (P. G. Howlett, Pudney, & Vu, 2009; Li-Xing, Xiang, & Ke-Ping, 2011), à la récupération d'énergie (Albrecht et al., 2011; De Martinis & Gallo, 2013) ainsi qu'aux contraintes de vitesse (Feng, 2011; R. (Rachel) Liu & Golovitcher, 2003) peuvent être considérés dans le problème d'optimisation du contrôle.

La base du calcul des systèmes Energymiser, Freightmiser et Metromiser est le temps de parcours et la distance qui sépare deux stations. Les variations du profil de la voie et de la vitesse sont données comme des contraintes au module de calcul ainsi que les limitations physiques du train. La méthode utilisée est basée sur la théorie du contrôle optimal (Albrecht et al., 2009; P. G. Howlett et al., 1994; Pudney et al., 2011).

D'autres systèmes comme le FMS (Flight Management System) calculent des profils de vitesse d'éco-conduite à partir d'un algorithme génétique. Le FMS est un planificateur de vol réalisé pour réduire la consommation de carburant durant le décollage, la phase de croisière et à l'atterrissage (Clarke, Brown, Elmer, & Wat, 2006). Le système permet à la fois de gérer une flotte mais aussi d'aider le pilote de chaque avion par le biais de l'interface Homme-Machine. Le FMS agit sur le choix stratégique en planifiant le trajet idéal en fonction des caractéristiques de l'avion, des vents, de la réglementation, des autres avions à proximité, de la météorologie et d'une base de données prédéfinie, etc. Il agit aussi sur le plan opérationnel en retournant visuellement des informations, des conseils et des alertes au pilote sur l'écran approprié. Le pilote détermine les tâches qu'il peut allouer au système et peut désactiver le FMS. Lors du décollage, le FMS va indiquer l'angle idéal ainsi que la

vitesse au pilote pour consommer le moins d'énergie possible en fonction du type de décollage (SID ou décollage continu). Durant la phase de croisière, il peut, s'il le souhaite, gérer le pilotage automatique, l'air climatisé, etc. Enfin pour l'atterrissage, le pilote va donner le type d'atterrissage à effectuer à l'aéroport. Il y a l'arrivée standard (STandard ARrival - STAR) et l'approche continue en descente (CDA). Le « Continuous Descent Approach » (CDA) ou « approche continue en descente » est une phase de vol qui permet de réduire la consommation de carburant. Les objectifs principaux de cette méthode de pilotage sont de réduire le temps de vol, d'assurer une réduction des émissions de gaz à effet de serre, de réduire l'impact sonore en phase d'atterrissage des avions et la consommation de carburant en vol. Le CDA (avec l'aide de la tour de contrôle et/ou du FMS) détermine et indique au pilote la position optimale pour entamer l'atterrissage en utilisant les moteurs au ralenti. Lors du CDA, l'approche ne se fait pas à vue mais grâce aux instruments de bord (Instrument Landing System - ILS). Au cours de la CDA, le FMS réduit la propulsion pour atterrir à l'aéroport de destination en se conformant aux restrictions de vitesse et d'altitude, tout en fournissant l'information nécessaire au système d'atterrissage automatique ou au pilote. Afin d'optimiser la procédure d'approche en continue, le FMS détermine au cours du vol la position idéale, à quel moment le pilote ou le FMS va devoir débuter la phase de descente (Clarke et al., 2006). Pour cela, la réglementation de la procédure de l'aéroport est stockée dans la base de données du FMS où le pilote indique durant la phase de croisière les informations sur le type de l'approche et la procédure à suivre à l'aéroport pour atterrir tout en réduisant la consommation d'énergie nécessaire. En fonction du vent, de la réglementation, des caractéristiques de l'avion et des paramètres géographiques, et ayant reçu la permission de la tour de contrôle, le FMS procèdera à la phase de descente en continue ou indiquera au pilote la procédure à suivre. Au cours de la descente, le pilote peut modifier les paramètres du FMS qui reconstruira la voie à suivre pour la descente en temps réel.

Le système GERICO (Global EneRgy management and driver Interface for Citizen Optimal driving behavior) (Barbé, Boy, & Sans, 2007) réalisé par Siemens VDO Automotive, devenu Continental Automotive est un Système Homme-Machine dont l'objectif est d'aider les automobilistes à réduire leur consommation de carburant et les émissions de CO2. A l'origine d'un projet scientifique, le système est devenu un outil d'aide à l'éco-conduite qui porte le même nom.

Le projet s'est réalisé en plusieurs étapes :

- enquête d'opinion auprès des automobilistes pour connaître leurs attentes en matière d'économie d'énergie ;
- mise en place des algorithmes à partir des bases de données moteurs, transmission, alternateur et batterie ;
- étude ergonomique de l'habitacle pour l'implémentation du système dans les voitures (affichage sur le tableau de bord ou implantation dans un GPS) ;
- tests en conditions réelles (comparaison de résultats entre un groupe utilisant le système et un autre n'ayant eu qu'une formation d'éco-conduite).

Les chiffres montrent que la conduite avec le système embarqué est plus économe (17% d'économie) par rapport à une conduite où le conducteur a conduit comme il le souhaite. Ce système est opérationnel et a été intégré aux véhicules. Suite aux tests, il a été montré qu'il était apprécié des automobilistes, mais néanmoins des précautions sont à prendre. En effet, les conseils donnés par

GERICO doivent être clairs, précis et pas trop fréquents afin de ne pas perturber l'attention de l'automobiliste (Barbé et al., 2007).

Ce système est actuellement commercialisé dans les modèles électriques de haut de gamme. Il permet de choisir son propre style de conduite (sportive, économique, etc.). En plus des données reçues lors de la conduite, il est possible de récupérer ces dernières sur internet ou Smartphones.

Le style de conduite est prédéterminé en fonction des contraintes imposées sur le système dont on cherche à minimiser la consommation d'énergie et non en incluant un modèle du conducteur dans le problème d'optimisation.

Un EDAS utilisé en temps réel est composé d'un module de calcul d'optimisation du contrôle qui utilise un modèle du véhicule, caractérisé par sa masse, sa plage moteur, les forces s'exerçant sur le véhicule, etc., mais aussi un modèle de l'environnement caractérisé par les limitations de vitesse, l'angle des virages, la destination à atteindre, etc. Afin de minimiser la consommation, il est nécessaire de définir le modèle relatif à la consommation à minimiser. Dans le cadre d'une minimisation de la consommation d'énergie d'un appareil aérien le modèle le plus utilisé est l'Équation 1 définie dans les travaux de Vanderhaegen (Vanderhaegen, 1993) exprimé par le Centre d'Etude de la Navigation Aérienne (CENA).

$$C(A,B) = \frac{d(A,B).1000}{d_s(A,B)}$$

Équation 1

Ce modèle permet de déterminer la consommation d'un appareil en cours de vol entre deux points A et B. La consommation C(A, B) est exprimée en kg. La distance séparant deux points d(A, B) est donnée en milles nautique et la distance pouvant être franchie avec une tonne de carburant en milles nautique par kilogramme. La fonction $d_s(A, B)$ est dépendante des caractéristiques, du niveau de vol et de la vitesse de l'appareil. Ainsi la notation de la fonction $d_s(A, B)$ est exprimée lors d'une phase de vol sur un même palier (Équation 2) :

$$d_s(A, B) = a_0 + a_1 v + a_2 v^2$$

Équation 2

Où les paramètres a_0 , a_1 et a_2 sont spécifiques au type de l'appareil. Le terme $a_0 + a_1 v$ représente les forces résistives mécaniques de l'avion et le terme $a_2 v^2$ les forces aérodynamiques s'exerçant sur l'appareil.

Lorsque l'appareil change de niveau de palier, l'expression $d_s(A, B)$ est exprimée par l'Équation 3.

$$d_s(A,B) = \frac{b_1(B) - b_1(A)}{b_0(B) - b_0(A)} 1000$$

Équation 3

Les coefficients $b_1(B)$, $b_1(A)b_0(B)$ et $b_0(A)$ sont respectivement les distances entre le sol et le niveau de vol pour les points A et B et les consommations respectives entre les points B et A exprimées en

kg. À partir de ce modèle, le critère de minimisation du problème d'optimisation pour un appareil aérien est possible. Ce modèle n'est pas applicable dans le domaine du transport terrestre.

Les modèles de consommation à minimiser exprimés dans le domaine du transport terrestre diffèrent en fonction du type de la motorisation, du dimensionnement et de l'évolution du véhicule dans l'environnement. Les travaux de Nouvelière (Nouveliere, Braci, Menhour, Luu, & Mammar, 2008) concernent l'étude de la consommation d'énergie d'un bus. Ce dernier est alimenté par un moteur thermique défini par une plage de fonctionnement dépendant à la fois du rapport de vitesse et de la motorisation. Le critère considéré dans un premier temps par Nouvelière (Nouveliere et al., 2008) est donné par l'Équation 4

$$J_N = \sum_{k=0}^{N} (\max(0, F_k) * v_k)$$

Équation 4

Où max $(0, F_k)$ correspond à la force de traction du véhicule appliquée qui est définie par sa plage de fonctionnement du moteur. Si F_k est une force négative (Le véhicule freine) alors la force considérée dans le modèle de consommation est 0. Cette force de traction est multipliée par la vitesse instantanée à l'itération k du temps de parcours t = N. Pour pénaliser les fortes décélérations pour le confort des passagers et réduire la consommation énergétique, Nouvelière utilise le modèle de consommation (Équation 5) défini dans l'algorithme de programmation dynamique de Chang (D. J. Chang & Morlok, 2005).

$$J_N = \sum_{0}^{N} (1 - A)(\max(0, F_k) * v_k)^2 + A(\min(0, F_k) * v_k)^2$$

Équation 5

On obtient ainsi un profil de conduite où la première phase d'accélération est plus courte que la phase de décélération(Nouveliere et al., 2008). Ce critère a été utilisé pour minimiser la consommation d'énergie au cours d'un trajet entre deux arrêts de bus à réaliser en un temps imposé.

Pour un véhicule automobile l'expression du modèle de consommation pour un déplacement entre deux points *A* et *B* est donnée par l'Équation 6.

$$F_c = \int_{t_0}^{t_f} f_c(r_b(t), v(t), T_e, t) dt$$

Équation 6

Avec f_c le modèle de consommation qui dépend de la vitesse du véhicule v, du rapport de réduction de la boite de vitesse r_b , qui n'était pas intégré dans l'expression du modèle de consommation défini dans les travaux de Nouvelière, à l'instant t, du couple moteur T_e et du temps de parcours t. La consommation d'énergie est donnée en ml, et la détermination de consommation minimale pour réaliser la distance AB est déterminée en temps continu.

Le transport guidé est un domaine qui a implémenté de nombreux systèmes d'aide à la conduite écoénergétique. Dans le domaine du transport guidé, les trains de passagers sont alimentés par des moteurs électriques. L'Équation 7 représente le modèle de consommation pour un seul véhicule.

$$E(t) = \int_{t_0}^{t_f} F_t(t)v(t) dt$$

Équation 7

Où F_t est la commande de traction ou de freinage exprimée en Newton N et v la vitesse du véhicule (P. G. Howlett et al., 1994; Vial, 2012; Zhuan & Xia, 2008). Il arrive que l'objectif soit de minimiser la consommation d'une flotte de train/tramway sur le réseau ferroviaire. Le modèle de consommation (Équation 8) s'exprime alors :

$$E(t_d) = \frac{1}{2n} \int_0^T \sum_{i=1}^n P(\tau) + |\sum_{i=1}^n (P(\tau))| dt$$

Équation 8

T correspond au temps de parcours, *n* au nombre de tramways/trains, $P(\tau)$ le profil de puissance en fonction du temps, t_d est le temps séparant deux véhicules et $\tau \equiv (t - (i - 1)t_d) \pmod{T}$ qui ici n'est pas le retard de l'opérateur humain mais des tramways (Vial, 2012).

Dans la suite de cette section et de la thèse, on présente la réalisation d'un EDAS pour un véhicule guidé pour lequel on cherche à minimiser la consommation d'énergie. Afin de faciliter la lecture du problème d'optimisation, on ne prend en compte que le tramway. Le modèle de consommation considéré est par conséquent l'Équation 7. Le comportement de conduite éco-énergétique entraine une augmentation de la fatigue physique (Yamabe et al., 2011) lorsque le conducteur n'est pas assisté par un système d'aide par rapport à la conduite habituelle du conducteur ou lorsque cette conduite est assistée par un EDAS. Cette fatigue physique engendrée par le maintien d'une position de la commande à appliquer et l'hésitation du futur contrôle est réduite lors de l'utilisation d'un système d'aide à l'éco-conduite (Yamabe et al., 2011). Andrieu et Saint Pierre confirment qu'un système d'aide à la conduite éco-énergétique permet de réduire la consommation d'énergie par rapport à une conduite éco-énergétique sans système d'aide (Andrieu & Saint Pierre, 2012; Saint Pierre & Andrieu, 2010). Yamabe (Yamabe et al., 2011) conclut que le niveau de fatigue physique diffère en fonction du type de route auquel le conducteur est confronté mais aussi en fonction de son type de conduite. Le système d'aide à la conduite économique permet au conducteur d'améliorer ses performances de conduite économe sans augmenter significativement le niveau de fatigue physique. Néanmoins dans le secteur du tramway, le conducteur n'est pas assisté et ne connait pas les règles d'éco-conduite. C'est pourquoi nous proposons de réaliser un EDAS pour les conducteurs de tramway. La prochaine partie présente un problème d'optimisation du contrôle pour la réalisation d'un système EDAS. Le problème d'optimisation du contrôle permet de calculer la consigne d'éco-conduite qui est affichée au conducteur pour l'assister à éco-conduire.

a. Le problème d'optimisation d'un système tramway pour la conception d'un EDAS

Cette partie présente le problème d'optimisation du contrôle pour un système tramway. Le problème d'optimisation est défini pour déterminer ce que l'on cherche à minimiser. Le tableau 1 présente les variables utilisées pour définir le problème d'optimisation du contrôle.

Tableau 1: définition des variables et des paramètres utilisés pour définir le problème d'optimisation

Variable	Signification + unité	
x	Vecteur d'état du modèle	
u	Vecteur de commande du modèle. Il permet de représenter la force	
	appliquée au moteur noté F_t dans l'équation 7	
d_c	Matrice des perturbations du modèle dans le domaine continu	
A _c	Matrice d'état du modèle dans le domaine continu	
B _c	Matrice de commande du modèle dans le domaine continu	
р	Position du véhicule donnée en mètre <i>m</i>	
v	Vitesse du véhicule donnée en mètre par seconde m/s	
m _d	Masse dynamique du véhicule donnée en kilogramme kg	
m _s	Masse statique du véhicule donnée en kilogramme kg	
<i>a</i> ₁	Le coefficient linéarisé des forces de frottement statique du tramway	
	a_1 a été approximé à partir de la notation $A + Bv(t) + Cv(t)^2$ où	
	A,B,C étaient des constantes données par le partenaire industriel.	
	L'expression approximée est $a_1 + b_1 v(t)$.	
<i>b</i> ₁	Le coefficient linéarisé des forces de frottement cinématique du	
	tramway	
	b_1 a été approximé à partir de la notation $A + Bv(t) + Cv(t)^2$ où	
	A,B,C étaient des constantes données par le partenaire industriel.	
	L'expression approximée est $a_1 + b_1 v(t)$.	
i'	$i' = \sin(p) + \frac{ke}{m}$: Paramètre de perturbations qui permet de	
	modéliser les forces résistives dues aux pentes $(sin(p))$ qui dépend	
	dans le problème d'optimisation de l'instant t et les forces des	
	frottements ajoutées dues aux virages $(\frac{ke}{rr}, ke: coefficient)$	
	d'écartement de la voie et <i>rc</i> le rayon de courbure)	
	i^\prime dépend de la position du tramway au cours du trajet	

Dans un premier temps, le véhicule est modélisé. Soit le tramway selon sa représentation d'état (Équation 9) avec x le vecteur d'état du tramway, u l'entrée et d_c l'entrée de perturbation.

 $\dot{x}(t) = A_c x(t) + B_c u(t) + d_{c_j}(t)$

Équation 9

Оù

$$A_{c} = \begin{pmatrix} 0 & 1\\ 0 & -\frac{b_{1}}{m_{d}} \end{pmatrix}; B_{c} = \begin{pmatrix} 0\\ 1\\ \overline{m_{d}} \end{pmatrix} et \ d_{c_{j}} = \begin{pmatrix} 0\\ \frac{a_{1}}{m_{d}} + \frac{m_{s}}{m_{d}} \cdot g \cdot i_{j}'(p) \end{pmatrix} | j \in [0; n]$$

Le vecteur d'état est $x = \begin{pmatrix} p \\ v \end{pmatrix}$ où p est la position du véhicule et v sa vitesse. Le terme i'_j qui permet de modéliser l'évolution du profil de la voie dépend de la position p du tramway au cours du parcours. La matrice des perturbations (Équation 11) est par conséquent définie par morceaux (Équation 10). Une partie correspond à un intervalle dans lequel le profil de la voie est considéré constant. Ces intervalles sont présentés par une position à partir de laquelle le profil de la voie i'_j est appliqué jusqu'à la position où le nouveau profil de la voie sera appliqué.

$$d_{c_{j}}(p) = \begin{cases} d_{c_{0}}: p_{0} \leq p < p'_{1} \\ d_{c_{1}}: p'_{1} \leq p < p'_{2} \\ d_{c_{2}}: p'_{2} \leq p < p'_{3} \ | j \in [0; n] \\ \vdots \\ d_{c_{n}}: p'_{n} \leq p \leq p_{f} \end{cases}$$

Équation 10

D'où l'Équation 11

$$d_{c_j} = \begin{bmatrix} \frac{a_1}{m_d} + \frac{m_s}{m_d} \cdot g \cdot i'_j(p) \end{bmatrix} | j \in [0; n]$$

Équation 11

L'objectif est de minimiser la consommation d'énergie d'un tramway, représenté par l'Équation 7, qui réalise la distance d'inter-station entre la station A et la station B situées respectivement aux positions p_A et p_B en un temps imposé $T \in [t_0; t_f]$ respectant les contraintes d'égalités définies dans l'Équation 12.

$$E(t) = \min_{u,p,v} \int_{t_0}^{t_f} u(t)v(t) dt$$

i.e. :

$$\begin{cases} p(T_A) = p_A, p(T_B) = p_B \\ v(T_A) = 0, v(T_B) = 0 \end{cases}$$

Équation 12

L'influence du freinage ou des à-coups de conduite tout comme la récupération d'énergie ne sont pas prises en compte dans cette étude. Néanmoins ces facteurs peuvent être considérés. L'objectif consiste alors à minimiser la force de traction ou de freinage u(t) qui correspond à l'entrée du modèle dynamique du véhicule (ici le tramway) permettant de le mettre en mouvement ou de le stopper (Delprat, Lauber, Guerra, & Rimaux, 2004; Pudney et al., 2011; Rousseau, 2008). Le tramway doit cependant respecter des contraintes environnementales (limitation de vitesse) et est contraint par sa plage de fonctionnement. Ce sont des contraintes d'inégalités qui doivent être définies dans le problème d'optimisation.

La première contrainte d'inégalité est la vitesse du tramway qui ne peut excéder la vitesse limite du tronçon v_{Max} qui dépend de la position du tramway durant le trajet et ne peut pas être inférieure à 0 m/s.

$$0 \le v(t) \le v_{Max}$$

Équation 13

La vitesse maximale dépend de la position du tramway au cours du trajet. La contrainte de vitesse sur le parcours est définie pour des tronçons notés dans l'Équation 14 s_i^v où i permet d'identifier le tronçon, et v informe que l'information récupérée est la vitesse du tronçon. Un tronçon est délimité par des panneaux de signalisation dont la position est donnée par la variable P_i^v qui s'exprime en mètre (m):

$$\begin{cases} s_{0}^{v} = p_{0}^{v} \le p < p_{1}^{v} \\ s_{1}^{v} = p_{1}^{v} \le p < p_{2}^{v} \\ s_{2}^{v} = p_{2}^{v} \le p < p_{3}^{v} \\ \vdots \\ s_{n}^{v} = p_{n}^{v} \le p \le p_{f}^{v} \end{cases}$$
Équation 14

A partir des intervalles délimités par les tronçons et de la position du tramway P, la vitesse maximale du tronçon que doit respecter le tramway durant le trajet est définie dans le problème d'optimisation. La limitation de vitesse du tronçon est notée v_i^{Max} . La valeur de la limitation de vitesse est stockée dans la variable $v_{Max}(p)$. La vitesse limite du tronçon est notée selon l'Équation 15

$$v_{Max}(p) = \begin{cases} v_0^{Max} : p_0^v \le p < p_1^v \\ v_1^{Max} : p_1^v \le p < p_2^v \\ v_2^{Max} : p_2^v \le p < p_3^v \\ \vdots \\ v_n^{Max} : p_n^v \le p \le p_f^v \end{cases}$$

Équation 15

La Figure 2 représente le lien entre l'Équation 14 et l'Équation 15. Où la limitation de vitesse du tronçon (noté s_i^{ν}) est notée v_i^{Max} . La position à laquelle est situé un panneau de signalisation est noté P_i^{ν} .



Figure 2 : Représentation graphique de l'équation 14

La deuxième contrainte d'inégalité est définie par la plage d'accélération du tramway (Équation 16). La décélération importante d'un arrêt d'urgence peut causer de graves blessures aux passagers (Relations, 2012)¹.Dans le domaine du ferroviaire, l'accélération est contrainte pour le confort et la sécurité du passager. Elle est comprise entre a_{Min} et a_{Max} et s'exprime en m/s^2 .

$$a_{Min} \le a(t) \le a_{Max}$$

Équation 16

La troisième contrainte d'inégalité est le Jerk (Équation 17) qui est limité pour des raisons de confort. Il est noté $Jerk_{Max}$ et s'exprime en m/s^3 .

$$\frac{da}{dt} = Jerk \le |Jerk_{Max}|$$

Équation 17

La quatrième contrainte d'inégalité est la plage de fonctionnement du moteur électrique (Figure 3) du tramway. Cette plage de fonctionnement est dépendante de la vitesse du tramway. La force de traction et de freinage pouvant être appliquée est calculée en fonction de la vitesse du tramway grâce au polytope exprimé par l'Équation 18. Les matrices F_x , F_u et l sont constantes et permettent de modéliser la plage de fonctionnement du moteur du tramway.

¹ <u>http://www.bea-tt.developpement-durable.gouv.fr/les-enquetes-en-cours-r204.html</u> (2015)

$$\begin{cases} f_{1,1} \cdot u \leq l_{1,3} \\ f_{2,2} \cdot v + f_{2,1} \cdot u \leq l_{2,3} \\ f_{3,2} \cdot v + f_{3,1} \cdot u \leq l_{3,3} \end{cases} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & f_{2,2} \\ 0 & f_{3,2} \\ f_{4,1} \cdot u \leq l_{4,2} \\ f_{5,2} \cdot v + f_{5,1} \cdot u \leq l_{5,3} \end{cases} \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & f_{2,2} \\ 0 & f_{3,2} \\ 0 & 0 \\ 0 & f_{5,2} \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} f_{1,1} \\ f_{2,1} \\ f_{3,1} \\ f_{4,1} \\ f_{5,1} \end{bmatrix} u(t) \leq \begin{bmatrix} l_{1,3} \\ l_{2,3} \\ l_{3,3} \\ l_{4,3} \\ l_{5,3} \end{bmatrix}$$

$$Fx \qquad Fu \qquad l$$

Équation 18

La plage de fonctionnement du moteur électrique est représentée sur la Figure 3. La force de traction pouvant être appliquée par le moteur est représentée par la courbe noire tandis que la force de freinage est représentée par la courbe bleue. Ces courbes sont obtenues grâce au polytope noté selon l'Équation 18.



Figure 3 : Représentation de la plage de fonctionnement du moteur électrique

Les contraintes d'égalité et d'inégalité du modèle dont nous souhaitons minimiser la consommation d'énergie ont été définies.

L'objectif du problème d'optimisation est de minimiser la force fournie par le moteur u(t) afin de réduire la consommation d'énergie sur une distance entre deux emplacements à parcourir dans les temps de parcours imposés tout en respectant les règles de conduite. Dans ce travail, on considère que le terme à minimiser est l'Équation 19 en fonction des contraintes qui ont été présentées (Équation 12, Équation 13, Équation 16, Équation 17 et Équation 18) :

$$J = \int_{t_0}^{t_f} u^2(t) \, dt$$

Équation 19 : Critère à minimiser

(Vial, 2012)

Pour des simplifications de notation et d'optimisation, le modèle de consommation donné par l'Équation 19 est considéré dans le problème d'optimisation.

Le problème d'optimisation est ici posé en temps continu. Afin de le résoudre numériquement, par un calculateur, il est discrétisé.

b. La discrétisation du problème d'optimisation.

Pour permettre le calcul de la commande qui minimise la consommation d'énergie du tramway au cours de la tâche de conduite en fonction des contraintes, le modèle de consommation, le modèle du tramway et le temps du trajet imposé pour réaliser la distance d'inter station du problème d'optimisation sont discrétisés. Le temps de parcours est discrétisé en N+1 intervalles de temps. Le temps de parcours représente l'horizon sur lequel le modèle de consommation est minimisé.

$$\begin{bmatrix} t_0; t_f \end{bmatrix} \rightarrow \{0; \Delta T; 2\Delta T; \dots; N\Delta T\}$$

Où ΔT correspond à la période d'échantillonnage du contrôleur. La notation discrète de l'état considéré est $x_k = [p_k; v_k]^T$ tel que $k \in [0; N]$, et l'entrée est notée u_k avec $k \in [0; N-1]$

Le modèle exprimé selon l'Équation 9 devient dans le domaine discret l'Équation 20

$$x_{k+1} = A_d x_k + B_d u_k + d_{d_i}(p_k) | k \in [0; N-1]$$

Équation 20

Avec

$$A_d = e^{A_c \Delta T}$$
 et $B_d = \int_0^{\Delta T} e^{A_c (\Delta T - s)} B_c ds$

et

$$d_{d_j} = \int_0^{\Delta T} e^{A_c(\Delta T - s)} d_{c_j} d_s | j \in [0; n]$$

Équation 21

Dont on déduit des Équation 10, Équation 11 et Équation 21, l'Équation 22 qui représentent les intervalles pour lesquels le profil de la voie est défini sous la notation discrète.

$$d_{d}(p_{k}) = \begin{cases} d_{d_{0}}: p_{0} \leq p_{k} < p'_{1} \\ d_{d_{1}}: p'_{1} \leq p_{k} < p'_{2} \\ d_{d_{2}}: p'_{2} \leq p_{k} < p'_{3} \\ \vdots \\ d_{d_{n}}: p'_{n} \leq p_{k} \leq p_{f} \end{cases}$$

Équation 22

Cette Équation 22 est la matrice des perturbations discrétisées par partie permettant de caractériser l'évolution du profil de la voie dans le problème d'optimisation. Les modèles de cinématique du

tramway et de consommation sont ensuite notés sous la forme quadratique. La notation du modèle de consommation quadratique considéré est donnée selon l'Équation 23 :

$$J_{QRS} = \sum_{i=0}^{N} x_i^T Q x_i + \sum_{i=0}^{N} u_i^T R u_i + \sum_{0}^{N-1} 2 x_i^T S u_i^T Q x_i^T S u_i^T S$$

Équation 23

Où Q et R sont des matrices symétriques de pondération définies positives (Anderson & Moore, 1989) et S avec une dimension adéquate au problème d'optimisation. L'objectif des matrices de pondération est de permettre la résolution d'un problème d'optimisation convexe afin de converger rapidement vers la solution du problème d'optimisation. Le modèle de consommation quadratique est convexe si et seulement si l'expression $(Q - SR^{-1}S^T) \ge 0$ (Borne, Rotella, Dauphin-Tanguy, Zambettakis, & Richard, 1990). Ensuite en simplifiant le terme quadratique, la notation générale du modèle de consommation quadratique est considérée.

Les conditions aux limites du problème d'optimisation du contrôle pour le système tramway pouvant être résolu est noté selon Équation 24.

$$x_0 = \begin{bmatrix} p_0 \\ v_0 \end{bmatrix} et x_f = \begin{bmatrix} p_f \\ v_f \end{bmatrix}$$

Équation 24

Le modèle de consommation donné par sa représentation quadratique qui est optimisée dans le but de minimiser la consommation d'énergie est notée dans le problème d'optimisation du contrôle. Cette fonction exprime la minimisation du modèle de consommation du véhicule.

$$E_{QRS}(k) = \min_{u_k \mid k \in [0; N-1]} J_{QRS}$$

Équation 25 : Minimisation du critère quadratique

La commande permettant de minimiser le modèle de consommation pour réaliser le parcours est calculée à partir du modèle cinématique du tramway (Équation 20). L'Équation 24 définit l'état actuel du tramway x_0 et l'état que doit avoir le tramway à la fin du trajet x_f . L'objectif du problème d'optimisation est de minimiser le modèle de consommation donné par l'Équation 25. A partir du modèle de consommation (Équation 25) et du modèle cinématique du tramway (Équation 20) la commande à appliquer au tramway minimisant la consommation d'énergie est calculée. Elle doit respecter les perturbations liées au profil de la voie (Équation 22) et les contraintes de sécurité (limitations de vitesse (Équation 13 et Équation 15) et l'accélération (Équation 16)), de confort (Équation 17) et la plage moteur du tramway (Équation 18). Pour cela, elles sont intégrées dans le problème d'optimisation du contrôle détaillé dans le Tableau 2 dont la colonne gauche réunit les équations nécessaires pour réaliser le problème d'optimisation et la colonne de droite définit les équations et la façon dont certaines ont été déduites.

Equation	Signification
$E_{QRS}(k) = \min_{\substack{u, k \in [0, N-1]}} J_{QRS}$	Équation 25 : Expression du modèle de
$u_k \kappa \in [0, N-1]$	consommation quadratique minimisé.
$x_{k+1} = A_d x_k + B_d u_k + d_d(pk) \forall k \in [0; N];$	Équation 20 : modélise la cinématique du tramway.
$\frac{d_{d_{1}} \cdot p_{0} < p_{1}}{(d_{d_{1}} \cdot p_{0} < p_{1} < p_{1}')}$	Équation 22 · modélise l'évolution du profil de la voie
$d_{u_0} = p_k + p_1$ $d_{v_1} = n'_1 < n_v < n'_2$	
$d_{d}(n_{1}) = \begin{cases} a_{1} \cdot p_{1} = p_{k} < p_{2} \\ d_{1} \cdot n_{2}' < n_{1} < n_{2}' \end{cases}$	
$\begin{array}{c} u_{d}(p_{k}) \\ \vdots \\ \vdots \\ u_{d_{2}}(p_{2} \leq p_{k} < p_{3}) \\ \vdots \\ \end{array}$	
$d_{d_n}: p'_n \le p_k \le p_f$	
$x_N = x_f;$	Déduit de l'Équation 24 : définit l'état du véhicule à
,	l'instant final du problème d'optimisation du
	contrôle.
$v_k \leq v^{Max} \forall k \in [0; N];$	Équation 13 : Modélise la contrainte du respect de la
	limitation de vitesse.
$\int v_0: p_0^{\nu} \le p_k < p_1^{\nu}$	Équation 15.
$v_1 : p_1^\nu \le p_k < p_2^\nu$	
$ u(p_k) = \left\{ \begin{array}{l} v_2 : p_2^v \leq p_k < p_3^v \end{array} ight\}, $	
$(v_{p_k}: p_n^{\nu} \le p_k \le p_f^{\nu})$	
$-v_k \le v^{Min} \forall k \in [0; N];$	Déduite de l'Équation 13.
$v_{k+1} - v_k \le a^{Max} \Delta T \forall k \in [0; N-1];$	Déduite des Équation 13 et Équation 16. Définit la
$-v_{k+1} + v_k \le -a^{Min} \Delta T \forall k \in [0; N-1];$	contrainte d'accélération du véhicule.
$v_{k+1}-2v_k+v_{k-1}\leq J^{Max}\Delta T^2 \forall k\in[0;N-2];$	Déduite des équations Équation 13, Équation 15,
$-v_{k+1} + 2v_k - v_{k-1} \le J^{Max} \Delta T^2 \forall k \in [0; N-2];$	Équation 16 et Équation 17 : elle définit la contrainte
	de confort imposée par le Jerk.
$F_x x_k + F_u u_k \le l \forall k \in [0; N].$	Équation 18 : Définit la plage de fonctionnement du
	moteur de tramway.

Tableau 2 : Définition du problème d'optimisation du contrôle

Nous constatons que l'état du modèle change en fonction de la vitesse limite. La vitesse limite v_k et la topologie du circuit d_{d_k} sont dépendantes de la position du véhicule sur le parcours qui est déterminé selon l'entrée u_k . Ce type de problème est NP-Difficile (Thomas, 2004; Vial, 2012). La solution proposée pour ce genre de problème est résolue à l'aide de modèle prédictif hybride (Anderson & Moore, 1989; Nam & Commande, 2013). La solution est déterminée en continue et modifie le modèle en fonction des règles définies à partir des inégalités linéaires du problème d'optimisation. Le modèle prédictif hybride peut également être déterminé en posant un problème d'optimisation quadratique mixte (Mixed Integer Quadratic Program - MIQP) (Bliek, Bonami, & Lodi, 2014; Gupta, Tobin, & Pavel, 2015). La méthode la plus connue pour résoudre ce genre de problème d'optimisation est la méthode Branch & Bound (B&B) (Bliek et al., 2014). Il existe de nombreux solveurs permettant de résoudre ce type de problème tels que GOPS, MOSEK, etc. (Bliek et al., 2014). Le problème est le temps de calcul qui est trop important pour obtenir une solution en temps réel. C'est pourquoi nous proposerons une solution qui permet de résoudre ce type de problème dans le chapitre III des travaux de thèse. Cette solution déterminera un profil de vitesse ou de contrôle à suivre afin de minimiser la consommation énergétique en ligne. Les règles d'optimisation B&B seront respectées en incluant la structure créée par les limitations de vitesse et modifications du profil du parcours.
La définition du problème d'optimisation n'intègre que le comportement du véhicule modélisé (exemple le modèle cinématique du tramway est donné par l'Équation 9 dans le domaine continu et l'Équation 20 dans le domaine discret). Le problème d'optimisation est proposé pour un véhicule qui s'auto-piloterait (cf. Figure 4). C'est le cas du système FMS en aviation et l'objectif du système CATO dans le domaine ferroviaire où le véhicule est automatisé au cours de la phase de conduite sur des portions du trajet.



Figure 4 : Architecture d'un système EDAS qui pilote un véhicule

Or pour des raisons de sécurité notamment dans le tramway et l'automobile, le conducteur reste dans la boucle Figure 5.



Figure 5 : Architecture d'un EDAS qui conseille le conducteur

Le conducteur peut ne pas suivre la consigne d'éco-conduite car il n'a pas perçu l'information d'éco-conduite correctement ou pour des raisons de sécurité. Or, le système d'aide ne considère pas que le conducteur puisse ne pas suivre ou ne pas appliquer correctement la consigne d'éco-conduite fournie par le système d'aide à partir d'une IHM (Interface Homme Machine).

Il est alors nécessaire de modéliser le comportement du conducteur dans le problème d'optimisation pour assurer une information d'éco-conduite qui soit adaptée à la conduite humaine et dont l'objectif sera l'amélioration de la performance de poursuite d'une consigne d'aide à la conduite.

Conclusion

L'étude réalisée dans ce chapitre rappelle que les facteurs à considérer pour minimiser la consommation d'énergie d'un véhicule sont la masse, les forces résistives s'exerçant sur le véhicule, le style de conduite du conducteur et la commande appliquée au moteur. L'approche technologique ne nécessite aucune adaptation du conducteur mais elle ne permet pas d'uniformiser les performances énergétiques des conducteurs et de permettre la consommation d'énergie minimale lors d'un trajet entre deux points. C'est pourquoi des formations à la conduite éco-énergétique (éco-conduite) ont été proposées aux conducteurs. La formation a pour avantage d'uniformiser les performances écoénergétique du conducteur en inculquant les principes présentés. Le second avantage est de permettre une réduction significative de la consommation allant jusqu'à 20% d'énergie économisée dans le domaine de l'automobile et naval (Andrieu & Saint Pierre, 2012; Azzi, 2012; M.-F. Chang et al., 1976; Gulbrandsen, 1986; Luu, 2011; Saint Pierre & Andrieu, 2010; Yamabe et al., 2011). L'inconvénient de la formation à l'éco-conduite est d'avoir un effet temporaire sur le comportement du conducteur car elle modifie ses habitudes de conduite. De plus le conducteur a des difficultés pour identifier les situations où il peut appliquer les règles d'éco-conduite, ce qui conduit à une augmentation de la charge cognitive et une fatigue physique plus importante (Yamabe et al., 2011). Des EDAS sont proposés pour faciliter l'apprentissage de l'éco-conduite et uniformiser les performances de conduite des conducteurs. Ces systèmes permettent à la fois de définir une stratégie de conduite opérationnelle qui permet de réduire la consommation mais également d'aider le conducteur à appliquer les principes de l'éco-conduite tout en diminuant la charge cognitive du conducteur par rapport à une conduite écoénergétique du véhicule sans assistance (Andrieu & Saint Pierre, 2012; Barbé et al., 2007; Yamabe et al., 2011). Le second avantage est de permettre une automatisation du véhicule mais cela n'est pas possible dans le domaine du tramway. De plus cela pose de nouvelles interrogations comme la responsabilité en cas de sinistre lorsque le véhicule est en pilotage automatique. Or, de par sa conception, un EDAS ne permet pas de considérer le comportement du conducteur et par conséquent ne permet pas d'assurer la meilleure performance de poursuite du profil éco-énergétique du conducteur.

Nous proposons dans nos travaux de thèse d'intégrer le comportement du conducteur dans le problème d'optimisation. L'intégration du comportement du conducteur a pour objectif l'amélioration de la performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite au cours de la tâche de conduite par rapport à un système EDAS conventionnel. Pour cela l'étude de modèles fonctionnels de comportement du conducteur et de modèles mathématiques est réalisée. Les modèles fonctionnels ont la particularité de permettre de modéliser l'aspect cognitif du conducteur tandis que les modèles mathématiques modélisent les aspects physiologique et cognitif du conducteur.

Chapitre II : Prise en compte du comportement humain dans un problème d'optimisation.

Chapitre II : Prise en compte du comportement humain dans un problème d'optimisation.

Introduction

Le précédent chapitre a soulevé la problématique de la thèse qui concerne l'amélioration de la performance de suivi d'une consigne éco-énergétique en s'adaptant aux comportements de l'opérateur humain. Le système d'aide à la conduite transmet une information à un opérateur humain qui décide d'appliquer ou pas la consigne. L'application des principes de la coopération hommemachine qui consistent à partager dynamiquement les tâches entre l'opérateur humain et un système automatisé n'est pas négligeable. Les tâches sont partagées à chaque étape d'une décision (ex : détection de conflit, résolution de problème) (Vanderhaegen, 1999a, 1999b), au cours d'une tâche spécifique, telle que la tâche de diagnostic (Vanderhaegen, Jouglet, & Piechowiak, 2004) ou une tâche de conduite (Sentouh, Chevrel, Mars, & Claveau, 2009a; Sentouh, Soualmi, Popieul, & Debernard, 2013; Boussaad Soualmi, Sentouh, Popieul, & Debernard, 2013). La capacité d'adaptation de l'opérateur humain en fait un système complexe mais indispensable au bon fonctionnement d'un Système Homme-Machine. Contrairement à la phase de conception, le véhicule n'est pas automatisé. Par conséquent, l'optimisation du contrôle est réalisée lorsque le véhicule est piloté par un opérateur humain. Le conducteur va alors chercher à s'adapter au système d'aide, qui est dans cette étude un EDAS (Eco-Driving Advisory System). Pour éviter que le conducteur ait à s'adapter au système d'aide, de nouvelles interactions sont implémentées (interfaces haptiques (Coughlin, 2012; Slim Azzi, 2012; Vogels, 2004), affichage tête haute (Slim Azzi, 2012; Tretten, Normark, & Gärling, 2009), etc.). L'utilisation d'une interface haptique permet de réduire la fatigue du conducteur lorsqu'il est nécessaire de maintenir une position constante de la pédale d'accélération du véhicule (Abbink, Mulder, & Boer, 2011; Coughlin, 2012; Kaim & Drewing, 2010). Dans les travaux de Yamabe (Yamabe et al., 2011), la difficulté du conducteur à maintenir un effort constant sur la pédale d'accélération sans système d'aide est l'une des causes pour lesquelles les conducteurs abandonnent l'éco-conduite à la suite d'une formation et la cause de l'augmentation de la fatigue du conducteur par rapport à une conduite normale.

Dans le cadre de nos travaux de recherche, l'intégration du comportement du conducteur dans le problème d'optimisation du système d'aide à la conduite vise à améliorer la performance de poursuite du conducteur suivant la consigne optimale d'éco-conduite.

L'opérateur humain est un système complexe dont l'étude du comportement dans le transport a débuté à la fin des années 50 (Chandler, Herman, & Montroll, 1958; Gazis, Herman, & Potts, 1959; Gazis, Herman, & Rothery, 1961; Pipes, 1953). Le comportement du conducteur est étudié dans un premier temps afin de modéliser un système piloté et d'observer son impact dans l'environnement. Le modèle de comportement de l'opérateur humain a progressivement été utilisé pour comprendre les conséquences d'une action humaine sur le système commandé et son impact dans l'environnement. Il s'est avéré que le conducteur n'est pas un système linéaire (Macadam, 2003; McRuer, Allen, Weir, & Klein, 1977; McRuer & Krendel, 1974) et qu'afin de le modéliser, il est nécessaire de considérer ses limitations physiques et cognitives selon Macadam (Macadam, 2003). En fonction de notre analyse des

modèles proposés par Macadam, McRuer, etc. on propose la modélisation du comportement humain de la Figure 6. Le comportement du conducteur est décomposé en 4 étapes itératives. L'étape de détection est l'état initial du conducteur. Il détecte un stimulus ou des stimuli (une consigne, un profil à suivre, un objet sur la voie). L'étape d'identification consiste à définir la signification du/des stimulus/stimuli ainsi que le contexte dans lequel se trouve le conducteur. En fonction du contexte et de la signification du stimulus ou des stimuli, le conducteur prend une décision. En fonction de la décision, le conducteur accomplit une action s'il la juge nécessaire sinon il ne réalise pas d'action. La succession des processus de détection, d'identification et de prise de décisions détermine le temps de réponse du conducteur pour répondre à un/plusieurs stimulus/stimuli. Le conducteur applique ensuite un mouvement musculaire sur le module de contrôle. Le processus d'action est le résultat de l'étape de prise de décision de l'opérateur humain. Le conducteur applique un couple avec une certaine vitesse de déplacement d'un membre du corps et un gain de compensation de l'erreur. L'action, ainsi que la procédure de perception et de traitement de l'information dépendent de l'état du conducteur.



Figure 6 : Modélisation du comportement humain sous forme d'un grafcet

Dans ce chapitre, le conducteur doit suivre la consigne pré-calculée et transmise à l'aide d'une IHM d'éco-conduite. Cette tâche est assimilable à une tâche de poursuite. Nous définissons différents modèles d'opérateurs humains pour la tâche de poursuite de trajectoire/consigne permettant de décrire le comportement de l'opérateur humain. En fonction des modèles de comportement de l'opérateur humain, un algorithme d'optimisation du contrôle pour un système conducteur-véhicule est proposé. Le modèle conducteur-véhicule est réalisé à partir du modèle conducteur étudié. L'objectif est d'intégrer le modèle de comportement du conducteur dans le processus de calcul de la consigne d'éco-conduite de l'EDAS. Une liste non exhaustive de modèles de l'opérateur humain dans les sections suivantes est réalisée. Les modèles de comportement du conducteur sont classés en deux catégories :

- 1. Les modèles fonctionnels présentent le comportement du conducteur sous forme hiérarchique ou comme une décomposition du raisonnement du conducteur au cours de la tâche de conduite.
- 2. Les modèles mathématiques de l'opérateur représentent la capacité du conducteur à suivre unprofil pré-calculé ou déduit en fonction de ce qu'il perçoit.

A partir des modèles fonctionnels et des modèles mathématiques, le problème d'optimisation du contrôle intégrant le comportement du conducteur est proposé.

Dans la section ci-dessous, les modèles fonctionnels sont présentés. L'objectif de cette section est d'identifier les limites des modèles fonctionnels à partir desquels le modèle conducteur-véhicule du problème d'optimisation du contrôle d'un EDAS sera réalisé.

1. Modélisation fonctionnelle du conducteur

Les modèles fonctionnels sont très étudiés dans le domaine des systèmes hommes-machines. Dans cette section une liste non exhaustive de modèles fonctionnels du comportement de l'opérateur humain est présentée. A partir de ces modèles fonctionnels, nous déduisons une notation mathématique d'un système conducteur-véhicule à partir duquel, nous définissons le problème d'optimisation du contrôle.

Michon (Michon, 1985) propose de modéliser le comportement de l'opérateur humain en trois niveaux. Son modèle introduit le temps de traitement, le niveau de réflexion ainsi que les interactions existantes entre les niveaux stratégique, tactique et opérationnel définis selon ces critères :

- Au niveau stratégique, la contrainte temporelle c'est à dire l'horizon temporel T_s donné pour réaliser une tâche est faible (dizaine de minutes, à plusieurs heures/jours) mais le temps de réflexion, temps nécessaire pour réaliser une tâche τ_s, nécessite une durée très importante ;
- Au niveau tactique, la contrainte temporelle T_t est moyenne (quelques minutes) et nécessite un temps de réflexion τ_t court ;
- Au niveau opérationnel, la contrainte temporelle est très forte T_o (secondes) et impose un temps de réflexion τ_o très court ;

Chaque niveau représente une étape de la tâche de conduite :

- Au niveau stratégique, la planification du parcours et le niveau d'entretien du véhicule sont réalisés (Sivak & Schoettle, 2012). Le temps nécessaire pour choisir le parcours et l'entretien du véhicule n'est pas nécessaire pour établir le problème d'optimisation du contrôle définissant une stratégie de conduite opérationnelle transmise au conducteur. Néanmoins, le parcours choisi et le modèle du véhicule doivent être intégrés dans le contrôleur de l'EDAS. Le temps de réflexion du niveau stratégique τ_s n'est pas représentatif du comportement du conducteur au cours de la tâche de conduite ;
- Au niveau tactique, la prise de décision comme le respect d'un itinéraire établi où les moyens mis en œuvre pour réaliser le parcours sont définis (Sivak & Schoettle, 2012). Cette tâche est réalisée par l'EDAS au cours du calcul de la consigne éco-énergétique transmise au conducteur. Le temps de réflexion du conducteur τ_t est donc considéré dans la réalisation de l'EDAS comme étant nul : il n'est donc pas intégré ;
- Enfin au niveau opérationnel le conducteur réalise les actions successives nécessaires pour réaliser le processus défini au niveau tactique et l'objectif défini au niveau stratégique (Sivak & Schoettle, 2012).

Le temps nécessaire au conducteur pour appliquer la consigne d'éco-conduite τ_o modélise son comportement pour suivre la consigne d'éco-conduite.

Ben Yahia (Ben Yahia, 2012) souligne le fait que le modèle de Michon ne permet de modéliser que le comportement correct du conducteur, c'est-à-dire lorsque le conducteur suit l'évolution de la consigne d'éco-conduite. Néanmoins, cela ne permet pas de considérer que le conducteur applique correctement la commande désirée. Par conséquent, des comportements erronés peuvent être considérés comme corrects (par exemple : le conducteur tractionnera plus que prévu). Par conséquent, le comportement considéré comme correct réduit la performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite du conducteur. Le prochain paragraphe présente le modèle de Rasmussen.

Le modèle SRK (Skills, Rules, Knowledges-behavior) de Rasmussen (Rasmussen, 1983) repose sur le fait qu'un opérateur agit selon trois niveaux de comportement : le comportement basé sur les habiletés (Skills), le comportement basé sur ses règles de conduite (Rules) et le comportement basé sur les connaissances (Knowledges). Le modèle de Rasmussen (Rasmussen, 1983) a permis de considérer l'opérateur humain comme un acteur permettant de fiabiliser le système (Rasmussen, 1983; Wu & Shou, 2011). Le niveau d'habileté de l'opérateur (Skills-behavior) modélise la capacité du conducteur à exécuter une action automatique en réponse à un(des) signal(aux) directement assimilé(s), sans interprétation. Le niveau basé sur les règles (Rules-behavior) modélise le comportement du conducteur confronté à une situation connue. Il interprète les informations qu'il perçoit et identifie l'état du système. Le niveau de comportement basé sur les connaissances (Knowledge-behavior) est appliqué par l'opérateur quand il est confronté à une situation qu'il n'a pas vécue. La modélisation SRK ne permet pas dans son état de modéliser un comportement incorrect selon les travaux de Ben Yahia (Ben Yahia, 2012).

Dans les travaux de Ben Yahia (Ben Yahia, 2012), le modèle de Hoc (Hoc, 1996) (cf. Figure 7) appelé modèle de l'échelle double, qui est un modèle révisé du modèle de Rasmussen, représente les cheminements possibles du processus cognitif entre les trois niveaux de comportement SRK de Rasmussen (Rasmussen, 1983). Cette adaptation du modèle SRK est caractérisée par son aspect dynamique lié à l'adaptation du comportement à la situation. Il est divisé selon deux échelles. La première a pour but d'analyser la situation pour déterminer le diagnostic et le pronostic. La seconde planifie l'action qui correspond à l'état actuel du système piloté. La définition de l'objectif de conduite est définie entre les deux échelles.



Figure 7 : Modèle de comportement de l'opérateur humain (Hoc 96)

Saleh (Saleh, 2012) associe les modèles de Rasmussen (Rasmussen, 1983) et de Michon (Michon, 1985) pour la conception d'un modèle cybernétique du conducteur (cf. Figure 8). Les comportements associés à l'habileté du conducteur (Skills behavior/comportement fondé sur l'entrainement) modélisant le comportement du conducteur pour réaliser une action sont associés au niveau opérationnel du modèle de Michon. Les comportements liés aux règles de conduite (Rules behavior) sont associés au niveau tactique du modèle de Michon (Michon, 1985). Le comportement basé sur les connaissances de l'opérateur humain (Knowledge behavior), c'est lorsque l'opérateur réagit à une situation inconnue et est en phase d'apprentissage sans aucune règle préétablie pour amener à la situation de conduite. Saleh (Saleh et al., 2012) considère que l'opérateur humain adapte alors ses raisonnements, tentant de prédire et de planifier les actions qu'il devra effectuer. Il associe ce comportement au niveau stratégique du modèle proposé par Michon. L'association de ces modèles permet dans les travaux de Saleh d'établir les règles que doivent respecter les modèles cybernétiques du conducteur pour réaliser un système d'assistance à la conduite.



Figure 8 : Structuration parallèle Rasmussen-Michon (Saleh, 2012)

La performance de poursuite de l'opérateur reflète l'habileté du conducteur à suivre la consigne d'éco-conduite. Le comportement modélisant l'habileté du conducteur est lié au niveau opérationnel du modèle de Michon. La performance du conducteur est alors liée au temps nécessaire du conducteur pour appliquer la consigne d'éco-conduite τ_o .

Le principal défaut de ces modèles est qu'ils ne considèrent que le comportement cognitif du conducteur. De plus, Il ne permettent pas de caractériser un comportement défaillant de l'opérateur humain (Ben Yahia, 2012). Afin de caractériser le comportement défaillant de l'opérateur, le modèle BCD (Bénéfice, Coût, Déficit) (Polet, Vanderhaegen, & Wieringa, 2000, 2002; Vanderhaegen, Zieba, Enjalbert, & Polet, 2011) associé à la méthode ACIH (Analyse des Conséquences de l'Infiabilité Humaine) (Vanderhaegen, 2001) est utilisé. Une alternative est possible, avec le modèle GEMS (Generic Error Modeling System) (Reason, 1990) associé à la méthode CREAM (Cognitive Reliability and Error Analysis Method) (Hollnagel, 1998).

La méthode CREAM permet d'étudier la défaillance de l'opérateur au cours d'une tâche de suivi de procédure ou de trajectoire. La défaillance de l'opérateur est dépendante des conditions dans lesquelles l'action est réalisée. La méthode CREAM utilise le contexte pour caractériser la défaillance du système. Elle utilise une table qui permet d'analyser la situation de travail mais cette méthode n'est pas utilisable en temps réel à cause de ses données subjectives. Les données d'analyse sont les CPC (Common Performance Condition) qui, lorsqu'elles sont défavorables, impliquent une dégradation de la performance et du niveau de contrôle du système. Les inconvénients de cette méthode sont la complexité d'implémentation, la difficulté de l'utiliser en fonctionnement normal et la gestion d'un nombre de paramètres conséquents simultanément comme la gestion des règles de conduite, la taxonomie de l'état de l'opérateur humain sur les performances de poursuite de profil de vitesse dans notre problème et la nécessité de rejouer la situation de conduite pour valider l'hypothèse émise. Cela empêche l'utilisation de la méthode CREAM en temps réel.

La méthode ACIH a été réalisée pour fonctionner à la fois dans un contexte hors-ligne (après la réalisation d'un scénario) et en temps réel (pendant la réalisation du scénario) (Zhang, 2004). Elle permet de spécifier les conséquences de l'infiabilité humaine et de considérer l'activité humaine en fonction de la tâche et du contexte (Vanderhaegen, 2001; Zhang, Polet, Vanderhaegen, & Millot, 2004; Zhang, 2004). A partir de l'analyse fonctionnelle, de l'analyse contextuelle et procédurale, et l'analyse des tâches de l'opérateur humain, les situations prescrites sont identifiées. L'identification des situations réelles est faite à partir d'une analyse de l'activité humaine. La comparaison du comportement prescrit au comportement réalisé est utilisée pour identifier le comportement erroné

d'un opérateur humain à partir d'une analyse multicritère et qualitative. (Vanderhaegen, 2001; Zhang, Polet, Vanderhaegen, & Millot, 2004; Zhang, 2004).



Figure 9 : Méthode d'analyse de la conséquence de l'erreur humaine (Frederic Vanderhaegen & Polet, 2001)

Dans les travaux de Vanderhaegen (Vanderhaegen & Polet, 2001), l'analyse de la conséquence de l'erreur humaine est réalisée à l'aide du modèle BCD (Bénéfice Coût Déficit) qui modélise le comportement erroné volontaire d'un opérateur humain. Il a été réalisé par Polet (Polet et al., 2002). Le modèle définit le comportement erroné comme un franchissement de barrière, par rapport à un comportement prescrit comme le respect d'une barrière. Le choix de franchir une barrière est issu d'un raisonnement basé sur trois paramètres et sur plusieurs critères tels que la charge de travail, la sécurité, la qualité de service, la production de service, etc. :

- Bénéfice : gain potentiel en cas de succès ;
- Coût : perte acceptable en cas de succès ;
- Déficit : perte inacceptable en cas d'échec.

Cette approche permet par la suite de caractériser toutes perturbations d'un système technique ou humain en termes de BCD. Elle est aussi utilisée afin de construire des indicateurs de sécurité (Gu, Enjalbert, & Vanderhaegen, 2009). L'inconvénient de ce modèle est de ne pas gérer les connaissances de l'opérateur ainsi que les situations dans lesquelles il réalise une action erronée. Le manque d'une base de données permettant de caractériser la raison pour laquelle une action prescrite n'est pas réalisée réduit l'efficacité du modèle BCD.

L'intégration du modèle BCD et de la méthode ACIH pour permettre la modélisation du système conducteur-véhicule d'un EDAS pour l'optimisation du contrôle nécessite au préalable de définir une base de données suffisamment riche pour permettre l'identification d'un comportement du conducteur ne suivant pas la consigne d'éco-conduite calculée. L'avantage de cette approche est de permettre de définir la cause de l'erreur du conducteur. L'inconvénient est de ne pas permettre la modélisation du comportement de compensation d'une erreur entre une consigne affichée au conducteur et la position actuelle du module de contrôle. Or, l'objectif de ces travaux est de tenir compte de ce comportement de compensation de l'erreur pour permettre de calculer une consigne qui réduira l'erreur entre le profil d'éco-conduite et la commande appliquée du conducteur. Le Tableau 3 synthétise les modèles fonctionnels présentés et leurs limites d'utilisation.

Tableau 3 : Synthèse des modèles fonctionnels

Modèles	Principes	Objectif	Limites
Modèle Michon	Modèle de décomposition des tâches de conduite	Décomposition de la tache	Gestion des situations imprévues et inconnues insuffisante. Non intégration de l'état de l'opérateur qui varie.
Modèle SRK (Rasmussen)	Modèle de raisonnement de l'opérateur humain	Analyse du comportement de l'opérateur humain	Pas de prise en compte de comportements erronés
Modèle de Hoc	Modèle de résolution de problème	Analyse du processus cognitif de l'opérateur humain	Représentation de l'habileté du conducteur à suivre un profil insuffisante.
			Le comportement du conducteur est modélisé comme un retard
Modèle parallèle Michon-Rasmussen	Modèle régissant les lois d'un modèle cybernétique	Analyse du comportement en fonction de la tâche	Gestion des situations imprévues et inconnues insuffisante.
	de l'opérateur humain		Non intégration de l'état de l'opérateur qui varie.
Modèle GEMS +	Modèle de taxonomie de	Analyse cognitive de l'erreur	Non utilisable en temps réel.
méthode CREAM	l'erreur		Pas de gestion des connaissances et des situations.
			Non utilisable en temps réel.
			Pas d'intégration de l'évolution de l'état de l'opérateur humain.
			Pas de prise en compte explicite du comportement normal de l'opérateur humain
Modèle Bénéfice, Coût, Déficit + méthode ACIH	Modèle de comportement erroné volontaire	Analyse des conséquences provoquées par l'erreur intentionnelle de l'opérateur	Ne permet pas de déterminer comment réduire l'erreur entre le profil d'éco-conduite et la commande appliquée

La modélisation du comportement de l'opérateur selon une approche fonctionnelle ne suffit pas pour modéliser le système conducteur-véhicule. L'utilisation d'un modèle fonctionnel ne permet pas de modéliser la dynamique du conducteur et nécessite l'utilisation d'outils tels que des bases de données permettant d'analyser l'environnement. L'inconvénient est donc l'utilisation de bases de données qui peuvent être indisponibles pour permettre de caractériser le comportement du conducteur.

Dans la prochaine section, les modèles mathématiques du conducteur sont présentés. La section se décompose en deux parties, la première présente les modèles Leader-Follower. Ces modèles caractérisent le conducteur comme un système à retard. La seconde partie présente les modèles neuromusculaires du conducteur qui permettent de modéliser le comportement physiologique et cognitif du conducteur.

2. Modélisation mathématique du conducteur

L'utilisation de modèles fonctionnels a pour limite l'utilisation d'une base de données qui peut être incomplète ou indisponible lors de la réalisation d'une tâche, ce qui ne permet pas de caractériser correctement le comportent du conducteur. De plus, les modèles fonctionnels ne permettent pas de retranscrire la commande réalisée par le conducteur pour réduire l'erreur entre la consigne qui lui est affichée et la position actuelle du manipulateur de conduite d'un tramway.

La modélisation du comportement du conducteur selon une notation mathématique permet aux scientifiques d'imiter le comportement du conducteur au cours d'une tâche de conduite pour la conception de systèmes d'aide. L'objectif des modèles du conducteur qui sont présentés dans cette section est de suivre un profil de vitesse à l'aide de différentes modalités d'interface telles qu'un volant, une pédale, ou un manipulateur. Il est rappelé que la tâche de poursuite d'un véhicule ou de suivi de la voie est assimilable à la tache de poursuite d'une consigne d'éco-conduite. La partie suivante présente les modèles Leader-Follower.

a. Le modèle Leader-Follower pour modéliser le comportement de poursuite du conducteur

La tâche de conduite peut décomposer le contrôle du véhicule en deux types. Dans cette partie, nous présentons les modèles Leader-Follower qui concernent principalement les tâches de poursuite de véhicule (cf. Figure 10). Ces modèles sont étudiés depuis les années 1950 (Chandler et al., 1958; Pipes, 1953) pour analyser la dynamique du trafic routier dans un premier temps, puis pour réaliser des systèmes de plus en plus complexes permettant de réaliser des systèmes générant des alarmes pour avertir le risque de collision ou pour éviter des obstacles (Lee & Peng, 2004).



Figure 10 : Représentation d'un modèle Leader-Follower

Les véhicules suiveur et leader (cf. Figure 10) sont caractérisés par leur accélération, vitesse et position. L'indice F (Follower) indique que les données sont du véhicule suiveur, l'indice L (Leader) correspond aux données du véhicule Leader. Nous présentons dans la suite de cette partie quelques modèles de suivi de trajectoire longitudinale. L'opérateur a une information visuelle en entrée qui est le véhicule qui le précède. Le conducteur sait quelle est la vitesse de son véhicule et évalue ainsi la distance qui le sépare du Leader. Dans notre contexte d'étude, les informations liées au véhicule Leader correspondent à des informations d'aide à la conduite éco-énergétique qui sont la vitesse désirée, l'accélération désirée et la position à laquelle le véhicule doit se trouver à la prochaine itération.

Les variables et paramètres présentés dans le tableau ci-dessous seront utilisés pour modéliser les modèle Leader-Follower de cette section.

Paramètres/variables	Signification
a_F	Accélération du véhicule follower (m/s^2)
v_F	Vitesse du véhicule follower (m/s)
x _F	Position du véhicule follower (<i>m</i>)
m	Constante à identifier
С	Constante à identifier
S _{mcv}	Sensibilité du mécanisme de commande du
	véhicule. La sensibilité est constante.
S _{mcv2}	Sensibilité du mécanisme de commande du
	véhicule est dépendante de la vitesse et de la
	distance inter-véhicule.
	$v_F^m(t- au)$
	$c \cdot \frac{1}{[x_L(t-\tau) - x_F(t-\tau)]^l}$
D	Distance de sécurité entre le véhicule Leader et
	le véhicule Follower (<i>m</i>)
τ	Retard du conducteur (s)
<i>a_L</i>	Accélération du véhicule Leader (m/s^2)
v _L	Vitesse du véhicule Leader (m/s)
x_L	Position du véhicule Leader (<i>m</i>)
A_F	Accélération maximale du véhicule du véhicule
	Follower
V _F	Vitesse que le véhicule Follower doit atteindre
B _F	Accélération maximale en freinage du véhicule
	Follower
S _L	Taille du véhicule Leader plus une distance de
	sécurité
\widehat{b}	Décélération estimée

Tableau 4: Synthèse des paramètres et variables utilisés pour représenter les modèles Leader-Follower

Le modèle proposé par Chandler (Chandler et al., 1958) est un modèle de suivi de type leader-Follower linéaire. Il consiste à minimiser l'erreur de vitesse du véhicule suiveur afin d'assurer la même vitesse que le véhicule poursuivi. Le stimulus visuel est la différence de vitesse entre le Follower et le Leader. Le conducteur déduit la différence de vitesse du Leader. Le terme S_{mcv} représente la sensibilité du mécanisme de commande du véhicule qui est considérée constante et identique pour les phases de traction et de freinage. La variable τ représente le retard dû à la perception, au traitement de l'information visuelle du conducteur, au processus de prise de décision et au temps de réalisation de l'action. La modélisation du système est facile à implémenter de par le nombre réduit de paramètres à identifier, sa mise en œuvre et sa simplicité de calcul. Le modèle se note selon l'Équation 26.

$$a_F(t) = S_{mcv} \cdot \left(v_L(t-\tau) - v_F(t-\tau) \right)$$

Équation 26: Équation de Chandler

Néanmoins, la valeur S_{mcv} étant une constante, cela limite la validité du modèle lorsque les conditions de conduite changent au cours du temps (trafic congestionné, trafic fluide, distance inter-véhicule important). De plus, le conducteur est supposé pouvoir identifier la vitesse du véhicule. Or cette capacité dépend de la distance inter-véhicule selon Gazis (Gazis et al., 1959). Il suppose que le terme de sensibilité S_{mcv} est inversement proportionnel à la distance inter-véhicule. Ce qui implique une variation plus réaliste de la capacité à identifier la vitesse du véhicule qui précède : plus le véhicule poursuivi est proche, plus il est aisé d'en déterminer la vitesse et inversement. Gazis (Gazis et al., 1959) détermine à partir des modèles proposés par Chandler (Chandler et al., 1958) et Pipes (Pipes, 1953) le modèle mathématique noté selon l'Équation 27.

 $a_F(t) = S_{mcv2} \cdot \left(v_L(t-\tau) - v_F(t-\tau) \right)$

Équation 27: Expression de Gazis

Où le terme de sensibilité noté S_{mcv2} s'exprime selon l'Équation 28.

$$S_{mcv2} = c. \frac{v_F^m(t-\tau)}{[x_L(t-\tau) - x_F(t-\tau)]^l}$$

Équation 28: Expression de la sensibilité de l'équation de Gazis

Où *c* est une constante, *m* est la puissance de la vitesse et *l* la puissance de l'écart entre les véhicules. *c*, *m* et *l* sont des nouveaux paramètres à estimer qui améliorent, selon les expérimentations de Gazis (Gazis et al., 1959, 1961), la corrélation entre le modèle de poursuite et les résultats obtenus expérimentalement mais la signification de ces termes n'est pas explicite (Gipps, 1981), on ne sait pas s'il s'agit de paramètre permettant de modéliser le comportement du conducteur ou du véhicule contrairement à τ où Gazis (Gazis et al., 1961) précise que τ exprime le retard du conducteur. Par la suite Gazis (Gazis et al., 1961) exprime son modèle comme un modèle Leader-Follower non linéaire. L'expression précédente est alors simplifiée :

$$a_F(t) = c \cdot \frac{v_F(t-\tau)}{[x_L(t-\tau) - x_F(t-\tau)]} \cdot \left(v_L(t-\tau) - v_F(t-\tau)\right)$$

Équation 29

Le modèle non linéaire permet de conserver une forme mathématique homogène mais aussi de conserver la capacité du modèle à suivre le véhicule de tête plus ou moins facilement en fonction de la distance qui les sépare.

Newell (Newell & Card, 1985) propose un modèle qui n'a pas la capacité à imiter l'accommodation de la vitesse du véhicule poursuivi en fonction de la distance. Néanmoins l'expression permet d'inclure la distance inter-véhicule désirée. L'expression mathématique est alors :

$$x_F(t) = x_L(t-\tau) + D$$

Équation 30

Où D est la distance inter-véhicule désirée exprimée en mètre et τ le retard du conducteur.

Lee et Peng (Lee & Peng, 2004) présentent le modèle Leader-Follower proposé par Gipps (Gipps, 1981) (Équation 33) qui est caractérisé par deux comportements distincts pouvant être qualifiés de règles qui sont :

- 1) ne pas dépasser la vitesse du Leader (Équation 31) et
- 2) ne pas borner l'accélération (Équation 32) pour des raisons de sécurité.

La tâche de poursuite est caractérisée par les expressions suivantes :

La vitesse en cas d'accélération est définie par :

$$v_F(t+\tau) \le v_F(t) + 2.5 A_F \tau (1 - \frac{v_F(t)}{V_F}) \sqrt{0.025 + \frac{v_F(t)}{V_F}}$$

Équation 31

La vitesse en cas de freinage est définie par :

$$v_F(t+\tau) \le B_F \tau + \sqrt{B_F^2 \tau^2 - B_F(2[x_L(t) - S_L - x_F(t)]v_F(t).\tau - \frac{v_L(t)^2}{\hat{b}})}$$

Équation 32

Où B_F représente l'accélération maximale en freinage, V_F la vitesse désirée, v_F , v_L qui sont respectivement la vitesse actuelle du véhicule Follower et du véhicule Leader, \hat{b} l'accélération de freinage estimée et S_L la taille du véhicule Leader plus une distance de sécurité (Gipps, 1981) et A_F l'accélération maximale du véhicule Follower. La commande ici est en vitesse, contrairement à l'utilisation de l'optimisation linéaire précédemment présentée. Le conducteur choisit la plus faible parmi les deux commandes, ce qui garantit d'éviter toute collision avec le véhicule suivi. Le système se présente sous la forme :

$$v_F(t+\tau) = \min \left\{ \begin{aligned} v_F(t) + 2.5 A_F \tau (1 - \frac{v_F(t)}{V_F}) \sqrt{0.025 + \frac{v_F(t)}{V_F}} \\ \\ B_F \tau + \sqrt{B_F^2 \cdot \tau^2 - B_F (2[x_L(t) - S_L - x_F(t)]v_F(t)\tau - \frac{v_L(t)^2}{\hat{b}}} \end{aligned} \right\}$$

Équation 33

La commande des modèles Leader-Follower est donnée dans un environnement qui nécessite la présence d'une information visuelle (le leader) transmettant une consigne qui est la vitesse à atteindre afin de déterminer la commande du conducteur. Le défaut de ces modèles est que le modèle est plus proche d'un modèle véhicule que d'un modèle conducteur dont la seule caractéristique est l'expression du retard τ . Le second défaut de ces modèles est de ne pas préciser si l'expression du retard intégré pour modéliser le conducteur est constant ou variable. Hormis le fait que le conducteur soit défini comme un retard, les modèles ne permettent pas de représenter comment le conducteur doit appliquer la commande pour atteindre la vitesse du Leader. Dans le tableau ci-dessous la synthèse des modèles Leader-Follower est réalisée.

Tableau 5 : Synthèse des modèles Leader-Follower

Modèles	Degrés de libertés du modèle	Avantages	Désavantages	Sources
$a_F(t) = S_{mcv} \cdot \left(v_L(t-\tau) - v_F(t-\tau) \right)$	τ	-Simple ; -bonne performance en termes d'estimation d'accélération et de vitesse ; -Paramètres interprétables physiquement ; -intègre le retard du conducteur	-La 'sensibilité' S_{mcv} du système ne permet pas d'établir une distance de sécurité entre deux véhicules efficacement -La 'sensibilité' ne définit pas le comportement du conducteur mais la capacité du véhicule à transmettre rapidement le couple au moteur - ne fonctionne que pour certains flux de circulation	Chandler (Chandler et al., 1958), Kangwon Lee (Lee & Peng, 2004), Deborne (Deborne, 2009)
$a_F(t) = c \cdot \frac{v_F^m(t-\tau)}{[x_L(t-\tau) - x_F(t-\tau)]^l} \cdot (v_L(t-\tau) - v_F(t-\tau))$	m, l, τ; c = constante;	-Comportement du conducteur plus réaliste ; -Prise en compte de la distance inter-véhicule	 -les termes <i>m</i> et <i>l</i> ne sont pas Interprétables (Gipps, 1981) -Ne permet pas d'assurer une distance de sécurité entre les véhicules. -dépend du flux de circulation étudié 	Gazis (Gazis et al., 1959, 1961), Deborne (Deborne, 2009)
Modèle non linéaire $a_F(t) = c \cdot \frac{v_F(t-\tau)}{[x_L(t-\tau) - x_F(t-\tau)]} \cdot (v_L(t-\tau) - v_F(t-\tau))$	с, т	-Réactif au changement de vitesse du véhicule qui précède. -Rapide d'exécution -'Prise en compte de la distance inter-véhicule	-Système non linéaire -Ne permet pas d'assurer une distance de sécurité entre les véhicules. -Non robuste aux changements des flux de circulation	Gazis (Gazis et al., 1959, 1961), Kangwon Lee (Lee & Peng, 2004),
$x_F(t) = x_L(t-\tau) + D$	τ, D	-Permet d'inclure la distance inter véhicule		Newell (Newell & Card, 1985)
$ = \min \left\{ \begin{array}{l} v_F(t+\tau) \\ v_F(t) + 2.5 A_F \tau \left(1 - \frac{v_F(t)}{V_F}\right) \sqrt{0.025 + \frac{v_F(t)}{V_F}} \\ B_F \tau + \sqrt{B_F^2 \cdot \tau^2 - B_F(2[x_L(t) - S_L - x_F(t)]v_F(t)\tau - \frac{v_L(t)^2}{\hat{b}}} \end{array} \right\} $	A_F, V_F, au	Modèle qui permet de modéliser le comportement dans différentes configurations de trafic	Complexe à mettre en œuvre	Gipps (Gipps, 1981) Kangwon Lee (Lee & Peng, 2004), Deborne (Deborne, 2009)

Pour modéliser le système conducteur-véhicule, il est nécessaire de faire abstraction de l'erreur entre l'objectif du Follower qui est d'égaliser la vitesse du Leader et la vitesse actuelle du Follower. Cet écart représente l'erreur entre la consigne d'éco-conduite et la position de l'organe de contrôle courante (manipulateur de conduite dans le cadre de l'optimisation du contrôle du tramway) que le conducteur doit compenser. Le conducteur est caractérisé par le retard τ . A partir des modèles Leader-Follower. La modélisation du conducteur comme un simple retard n'est pas suffisante pour caractériser le comportement du conducteur.

Les travaux de Mc Ruer ont permis de modéliser mathématiquement la dynamique neuromusculaire, c'est-à-dire de modéliser le temps de réflexion du conducteur et la manière dont le conducteur applique une commande. La partie suivante présente les modèles neuromusculaires.

b. Les modèles neuromusculaires du conducteur

Les modèles neuromusculaires ont été réalisés afin de déterminer l'impact des actions physique et physiologique du conducteur sur un système commandé. Dans cette partie, les modèles sont donnés dans le domaine fréquentiel. Dans un premier temps, le conducteur était considéré comme un système appliquant une commande K afin de corriger une erreur de consigne avec un retard τ (Malvache, 1970; McRuer et al., 1977; McRuer & Krendel, 1974; Rachedi, 2015).

$$H(s) = Ke^{-\tau s}$$

Équation 34 : (Malvache, 1970; McRuer et al., 1977; McRuer & Krendel, 1974; Rachedi, 2015)

Ce modèle (Équation 34) est rapidement considéré comme insuffisant pour une tâche de conduite. Le conducteur a la capacité d'anticiper le futur contrôle. Il est alors modélisé comme un correcteur proportionnel avec un retard (Équation 35). Nous retrouvons l'utilisation de ce modèle comportemental dans les travaux de Malvache (Malvache, 1970) et Mc Ruer (McRuer & Krendel, 1974). L'étude du conducteur à partir de cette notation ne s'est pas révélée suffisante. Il est démontré au cours d'un suivi de profil à l'aide d'un joystick que l'opérateur humain a la capacité d'anticiper la future commande (Malvache, 1970). Malvache démontre la capacité de l'opérateur humain à anticiper le futur contrôle notamment grâce au changement de direction de la consigne affichée au conducteur au cours d'une tâche de poursuite où le conducteur continue son mouvement avant de considérer la nouvelle direction de la consigne (Malvache, 1970). Afin de considérer la capacité du conducteur à anticiper la future commande, le conducteur est modélisé comme étant un système proportionnel avec un retard mais auquel un terme $(1 + T_p s)$ est ajouté avec T_p le temps d'anticipation du conducteur. La notation devient alors :

$$H(s) = k(1+T_p s)e^{-\tau s}$$

Équation 35

Ce modèle du conducteur n'intègre pas la dynamique musculaire du conducteur. Cette dynamique est donnée par le terme $1/(1 + T_m s)$ où T_m est le temps relatif pour activer le membre déplaçant l'élément de contrôle tel un manipulateur.

L'équation du modèle du conducteur se note selon l'Équation 36 :

$$H(s) = \frac{K(1+T_p s)e^{-\tau s}}{1+T_m s}$$

Équation 36

Le comportement du conducteur peut également n'être que compensatoire et seuls sa dynamique musculaire T_m , le gain de compensation de l'erreur K et le retard du conducteur τ sont utilisés pour modéliser ce comportement (Équation 37) (Boumediene & Meliani, 2012).

$$H(s) = \frac{K}{1 + T_m s} e^{-\tau s}$$

Équation 37

Afin de considérer la dynamique sensori-moteur, l'intégration de la phase de retard due à l'interprétation de l'information est intégrée. Pour cela, le terme T_n (représentant le temps d'interprétation de l'information) est ajouté dans l'expression (Équation 38).

$$H(s) = \frac{K(1 + T_p s)}{(1 + T_m s)(1 + T_n s)} e^{-\tau s}$$

Équation 38

L'expression complète du modèle neuromusculaire du conducteur est ici exprimée. Mc Ruer (McRuer & Krendel, 1974) note cette expression sous la forme suivante :

$$H(s) = k \frac{\omega_n^2 (1 + T_p s)}{s^2 + 2\omega_n \xi s + \omega_n^2} e^{-\tau s}$$

Équation 39

Où ω_n correspond à la fréquence du système neuromusculaire du conducteur en boucle fermée, qui correspond à $\frac{1}{T_m T_n}$ et où ξ est égal à $\frac{\omega_n(T_m T_n)}{2}$. Le principal défaut lors de l'utilisation de ce modèle est sa complexité pour déterminer les paramètres du conducteur mais aussi le fait que le temps de réponse est considéré comme fixe afin de déterminer le temps de prédiction et d'interprétation neuronale (Taheri, 2014). Le Tableau 6 est une synthèse des paramètres des modèles neuromusculaires du conducteur.

Paramètres	Signification		Ordre de grandeur
K	Correction d'une erreur réalisée par le	-	0 - 15 (Saleh, Chevrel, Claveau,
	conducteur. Il peut être décomposé en deux		Lafay, & Mars, 2012; Saleh,
	membres K_a et k_c représentant		Chevrel, Mars, Lafay, & Claveau,
	respectivement le gain en anticipation et le		2011)
	gain en compensation du conducteur		
τ	Temps de réponse ou de réaction : différence	-	$0.15 \pm 0.05s$ (McRuer et al.,
	entre l'instant où le stimulus est perçu et		1977; McRuer & Krendel, 1974)
	l'instant où le conducteur réalise l'action.	-	0 - 0.06s (Saleh, Chevrel,
			Claveau, Lafay, & Mars, 2013)
			,,,,,,
T_L ou T_p	Temps de prédiction du conducteur :	-	0.1 - 5s (McRuer & Krendel,
	représente la capacité du conducteur à		1974)
	anticiper la future commande à réaliser	-	2 – 4 <i>s</i> (Saleh et al., 2013)
T_l ou T_n	Constante de retard de phase : décrit l'habileté	-	1-20s (McRuer & Krendel,
	du conducteur à rejoindre la consigne à		1974)
	appliquer	-	0.5 – 1.5s (Saleh et al., 2013)
T_m ou T_N	Constante de temps neuromusculaire :	-	0.1 - 0.5s (McRuer & Krendel,
	représente la dynamique musculaire		1974)
	simplifiée du conducteur (muscles et organes	-	0.1s (Saleh et al., 2013)
	sensoriels)		

Tableau 6 : Signification des	paramètres du modèle conducteur neuromusci	ulaire

L'intégration du comportement de poursuite du conducteur, c'est-à-dire sa capacité à suivre le profil d'éco-conduite afin de l'intégrer dans le calculateur est étudiée dans cette section.

Dans cette section, les modèles mathématiques du conducteur ont été présentés. Les modèles Leader-Follower ont pour limite l'utilisation de la commande qui doit être calculée par le système d'aide en ne considérant le conducteur qu'en fonction de son retard. L'avantage de la modélisation neuromusculaire du conducteur est de permettre de considérer la dynamique physique et l'aspect cognitif du conducteur. Les modèles neuromusculaires sont notamment très utilisés dans le domaine de l'automobile afin de réaliser des systèmes de contrôle partagé (Hermannstädter & Yang, 2012; Oppenheim et al., 2010; Rachedi, 2015; Saleh, 2012; Saleh et al., 2013; Sentouh, Chevrel, Mars, & Claveau, 2009b; B. Soualmi, Sentouh, Popieul, & Debernard, 2014; Boussaad Soualmi et al., 2013). Néanmoins, les travaux de Hermannstädter montrent que les paramètres du modèle conducteur ne sont pas constants au cours de la tâche de conduite. La variation des paramètres du modèle conducteur est dépendante du niveau de charge de travail et de distraction du conducteur au cours de la tâche de conduite (Hermannstädter & Yang, 2013a). Il est alors nécessaire de considérer cet aspect dynamique du modèle conducteur dans le processus de calcul d'un profil d'éco-conduite.

3. Définition du problème d'optimisation du système conducteur-véhicule.

Dans le premier chapitre de la thèse, un problème d'optimisation a été proposé pour un système tramway. Il a été fait mention que le problème proposé est adéquat pour un tramway automatisé. Or, la complexité de l'environnement et des contraintes imposées nécessitent que le tramway soit conduit par un opérateur humain qui a la capacité de s'adapter à son environnement et qui est le garant de la sécurité du réseau tramway. Dans cette section, le problème d'optimisation centré sur le système conducteur-véhicule est réalisé à partir de l'étude des modèles fonctionnels et mathématiques du comportement du conducteur présentés respectivement dans les section 1 et 2 de ce chapitre. Le tableau ci-dessous énumère les paramètres du modèle véhicule nécessaire à la réalisation du problème d'optimisation. La colonne de gauche correspond à la notation des paramètres et des variables utilisés ainsi que leur unité notée entre parenthèse. La colonne de droite décrit la nature des paramètres.

Paramètre du modèle tramway			
$m_s (en kg)$	Masse statique du tramway		
$m_d (en kg)$	Masse dynamique du tramway = masse statique		
	* 1.0554 (CHAPAS, 2007; Vial, 2012)		
$a_1(en m/s)$	Coefficient linéarisé de l'expression linéarisée		
	des forces résistives à l'avancement A +		
	$Bv(t) + Cv(t)^2 \rightarrow a_1 + b_1v(t)$ (La Delfa,		
	2015)		
$b_1(en kg/s)$	Coefficient linéarisé de l'expression linéarisée		
	des forces résistives à l'avancement A +		
	$Bv(t) + Cv(t)^2 \rightarrow a_1 + b_1v(t)$ (La Delfa,		
	2015)		
<i>i'</i>	Profil de la voie		
$g(enm/s^2)$	Accélération gravitationnelle. Constante égale à		
	9.81 m/s^2		
p(t) (en m)	Position du tramway		
v(t) (en m/s)	Vitesse du tramway		
u (en N)	Force appliquée au moteur du tramway		
E (en W.h)	Energie consommée pour réaliser le parcours		

Tableau 7 : Paramètre du modèle tramway

Le Tableau 8 présente les paramètres utilisés dans le problème d'optimisation pour modéliser le comportement du conducteur. Il suit la même logique que le tableau précédemment présenté.

Tableau 8 Paramètre du modèle conducteur

Paramètre du modèle conducteur					
K	Gain :	Correction	d'une	erreur	statique
	réalisée par le conducteur				

$T_m (en s^{-1})$	Constante neuromusculaire
$\tau(en s)$	Retard du conducteur

Le problème d'optimisation du contrôle est réalisé dans le but de minimiser la consommation d'énergie d'un système-conducteur-véhicule lors de la tâche de conduite du conducteur qui a pour mission d'atteindre la prochaine station en un temps imposé. A la station d'arrivée, la vitesse du tramway doit être nulle et la position du manipulateur à la position neutre. L'expression du modèle de consommation qui est minimisée, est donnée par le Tableau 18 dont la notation est rappelée ci-dessous.

$$E(t) = \min_{u,p,v} \int_{t_0}^{t_f} u^2(t) dt$$

Équation 19 : Critère à minimiser

Le problème d'optimisation se décompose en 3 étapes définies en fonction des trois niveaux du comportement du conducteur du modèle de Saleh qui combine les modèles de Michon et de Rasmussen (cf. Figure 8).

Dans la première étape le système conducteur-véhicule est modélisé. Il permet de représenter le comportement opérationnel du système lors de la tâche de conduite. On considère que cette étape nécessite de modéliser le comportement du conducteur au niveau opérationnel du modèle de Michon qui est associé dans les travaux de Saleh à l'habileté du conducteur défini dans le modèle de Rasmussen. Afin de modéliser le système conducteur-véhicule, la notation mathématique de la cinématique du tramway est utilisée et se note selon la représentation d'état (Équation 9).

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + d(t)$$

Où A, B et d sont respectivement les matrices d'état, de commande et de perturbation du modèle et ont pour valeur

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1\\ 0 & -\frac{b_1}{m_d} \end{pmatrix}; B = \begin{pmatrix} 0\\ 1\\ \overline{m_d} \end{pmatrix} et d = \begin{pmatrix} 0\\ \frac{a_1 + m_s. g. i'}{m_d} \end{pmatrix}$$

Équation 9

L'habileté du conducteur à poursuivre la consigne d'éco-conduite est intégrée pour permettre de modéliser le système conducteur-tramway car c'est l'application de la commande du conducteur qui permet de transmettre la force appliquée aux moteurs du tramway. Néanmoins, l'utilisation de la modélisation fonctionnelle du comportement du conducteur au niveau opérationnel ne permet pas de retranscrire l'habileté du conducteur à appliquer la consigne d'éco-conduite affichée. La modélisation mathématique du conducteur est nécessaire pour retranscrire comment la commande du tramway est appliquée. Le modèle neuromusculaire noté selon l'Équation 37 donnée dans la section 2 qui modélise la dynamique musculaire du conducteur et son retard lorsqu'il applique la commande au tramway.

$$H(s) = \frac{K}{1 + T_m s} e^{-\tau s}$$

Équation 37

La représentation d'état du modèle conducteur-tramway déduit des Équation 9 et Équation 37 se note selon l'Équation 40 :

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t+\tau) + d$$

$$\begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{v} \\ \dot{F} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\frac{b_1}{m_d} & \frac{1}{m_d} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{T_m} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ v \\ F \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{K}{T_m} \end{bmatrix} u(t-\tau) + \begin{bmatrix} -\frac{a_1}{m_d} - \frac{m_s \cdot g \cdot i'(p)}{m_d} \\ 0 \end{bmatrix}$$

Équation 40

Cette modélisation considère la dynamique musculaire du conducteur T_m , son retard τ et le gain K pour permettre de compenser l'erreur entre la consigne d'éco-conduite affichée et la position actuelle du manipulateur de conduite.

La deuxième étape du problème d'optimisation est de définir la stratégie du conducteur pour réaliser le trajet séparant les deux stations. La stratégie du conducteur est établie en fonction des connaissances du conducteur du trajet et de son véhicule. On suppose que le parcours du tramway est parfaitement connu pour chacun des conducteurs de tramway du fait qu'il est imposé par le réseau de tramway. Les limitations de vitesse du parcours ainsi que le profil de la voie sont définis au niveau stratégique. Ils sont définis selon l'Équation 15 et l'Équation 22 modélisant respectivement l'évolution des limitations de vitesse et du profil de la voie en prenant en compte la contrainte modélisant la plage moteur du tramway (Équation 18)

A la troisième étape de la définition du problème d'optimisation, la tactique du conducteur pour réaliser le parcours dans le temps imparti est réalisée. La tactique correspond aux règles de conduite que le conducteur doit respecter pour des contraintes de sécurité (respect des limitations de vitesse (Équation 14) et de la limitation de l'accélération (Équation 16)) ou pour des contraintes de confort de conduite et des passage (exemple limitation du Jerk (Équation 17))

Néanmoins, le comportement du conducteur ne varie pas dans le problème d'optimisation du contrôle proposé car les paramètres sont fixes. Or, le comportement du conducteur est variable (Hermannstädter & Yang, 2012; Macadam, 2003) et cette approche n'est donc pas suffisante si on souhaite modéliser la dynamique du conducteur au cours de la tâche de conduite.

Conclusion

L'objectif de cette section était de modéliser un système conducteur-véhicule pour permettre le calcul d'une consigne d'aide à l'éco-conduite qui considère le comportement du conducteur pour améliorer la performance de poursuite du profil d'éco-conduite. La modélisation du comportement du conducteur selon une modélisation fonctionnelle a pour limite l'utilisation d'une base de données pour caractériser le comportement du conducteur. En effet, la base de données peut être incomplète ou indisponible ne permettant pas de caractériser le comportement du conducteur et considérer celui-ci dans la détermination de la consigne d'éco-conduite. Les modèles fonctionnels comme les modèles Leader-Follower ont pour défaut de caractériser le conducteur uniquement comme étant un retard. Les modèles fonctionnels permettent de caractériser, à partir de l'écart entre la tache prescrite (consigne d'éco-conduite) et la tache réalisée (commande appliquée), si le comportement du conducteur.

Les modèles neuromusculaires sont plus adéquats pour résoudre notre problématique. Ils intègrent la dynamique musculaire et l'aspect cognitif du conducteur. L'utilisation des modèles Mc Ruer est très répandue dans le domaine du transport, notamment celui de l'automobile, pour la détermination du comportement du véhicule en fonction de la commande appliquée ou pour déterminer l'état du conducteur. Les modèles cybernétiques (Hermannstädter & Yang, 2012; Saleh et al., 2011; Sentouh et al., 2009b; Boussaad Soualmi et al., 2013) du contrôle se basent sur les modèles neuromusculaires du conducteur. L'utilisation de ces modèles sert à déterminer le futur contrôle qui sera réalisé par le conducteur. Néanmoins les paramètres du modèle conducteur sont fixes alors que le comportement du conducteur est variant dans le temps. La variation du comportement du conducteur est variant stels que la charge de travail, la fatigue, le niveau de vigilance, etc.

Ces modèles ont permis de montrer que le comportement du conducteur est variable lors de la tache de conduite (Hermannstädter & Yang, 2013a; Macadam, 2003). Rachedi (Rachedi, 2015) confirme que les paramètres identifiés d'un modèle conducteur dépendent de l'état du conducteur. L'utilisation de paramètres fixes dans le problème d'optimisation n'est donc pas une solution optimale pour permettre d'améliorer la performance de poursuite du conducteur car cela ne permet pas de considérer l'évolution du comportement du conducteur. Le chapitre III propose un système d'aide à la conduite qui permet de déterminer une consigne d'éco-conduite en fonction de l'évolution de l'état du conducteur. L'objectif de la thèse est donc de réaliser un système d'aide à la conduite éco-énergétique qui s'auto-adapte au comportement du conducteur pour améliorer sa performance de poursuite du profil d'éco-conduite.

Chapitre III : SECAAC (Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur)

Chapitre III : SECAAC (Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur)

Introduction

L'EDAS proposé dans le chapitre I détermine un profil d'éco-conduite pour un système tramway autonome. La consigne calculée par l'EDAS est transmise à l'aide d'une Interface Homme-Machine (cf. Figure 5) à un conducteur qui peut ne pas la suivre pour des raisons de sécurité ou parce que son état ne le lui permet pas. Au cours de la tâche de conduite, le conducteur peut également surestimer ou sous-estimer la consigne d'éco-conduite, ce comportement peut impliquer des survitesses. La modélisation d'un système conducteur-véhicule est proposée dans le chapitre II pour aider le conducteur à améliorer sa performance de poursuite du profil d'éco-conduite calculé par l'EDAS. La modélisation neuromusculaire du conducteur permet de considérer à la fois les processus de détection, d'identification et de prise de décision du conducteur qui modélise l'approche cognitive du conducteur et la dynamique musculaire du conducteur pour atteindre une référence (la consigne d'éco-conduite dans notre étude). L'utilisation d'un des modèles neuromusculaires pour définir le modèle conducteur-véhicule est donc à définir pour réaliser un EDAS intégrant le comportement du conducteur. Néanmoins, l'intégration du modèle conducteur dans le problème d'optimisation n'est pas suffisante :

- 1) Le conducteur doit s'adapter au comportement du système d'aide à la conduite écoénergétique. ;
- 2) La performance du conducteur pour suivre une consigne est dépendante de l'état du conducteur (Hermannstädter & Yang, 2012, 2013a; Macadam, 2003).
 - a. L'état du conducteur évolue au cours de la tâche de conduite (Hermannstädter & Yang, 2013b; Macadam, 2003; Pilutti & Ulsoy, 1999);
 - b. L'état du conducteur dépend de facteurs humains tels que la fatigue, la charge de travail (Hermannstädter & Yang, 2012, 2013b), le niveau de vigilance (Pilutti & Ulsoy, 1999), etc.

L'évolution des facteurs humains au cours de la tâche de conduite modifie le comportement du conducteur et par conséquent les paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur varient. L'EDAS n'a pas la possibilité de considérer l'évolution des paramètres du modèle comportemental du conducteur au cours de la tâche de conduite du fait que les paramètres du modèle conducteur-véhicule sont fixes dans le problème d'optimisation du contrôle.

Dans ce chapitre, nous proposons le système SECAAC : Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur, Figure 11. Le SECAAC est une réponse à la problématique de la thèse relative à l'amélioration de la performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite du conducteur malgré l'évolution de son comportement au cours de la tâche de conduite. La section 1 présente le principe de fonctionnement du SECAAC. Le SECAAC s'auto-adapte au comportement du conducteur et calcule deux consignes d'éco-conduite. La première est la consigne implicite qui n'est pas transmise au conducteur et correspond à la consigne calculée dans un EDAS. La seconde est la consigne affichée qui considère le comportement du conducteur et est transmise grâce à l'IHM du SECAAC au conducteur. L'hypothèse des travaux de recherche consiste à considérer que la consigne affichée ne sera pas suivie correctement par le conducteur qui appliquera la consigne implicite dû à l'évolution des facteurs humains tels que la charge de travail, l'attention, la vigilance, etc. La deuxième section présente l'algorithme d'identification du SECAAC. Cet algorithme est utilisé pour mettre à jour les paramètres du modèle conducteur dans le problème d'optimisation du SECAAC en se basant sur l'écart entre la commande appliquée par le conducteur et la consigne affichée. L'algorithme d'optimisation du contrôle calculant les deux consignes d'éco-conduite est présenté dans la troisième section et la quatrième section est une étude réalisée pour déterminer la plage de fonctionnement nominale du SECAAC qui est dépendante des paramètres du modèle conducteur. Enfin la section 5 du chapitre est une étude où le comportement du conducteur est simulé afin de déterminer la meilleure fréquence pour mettre à jour le modèle du système conducteur-véhicule dans le contrôleur. La prochaine section présente le principe de fonctionnement du SECAAC.

1. Principe de fonctionnement du SECAAC

Le SECAAC calcule **en temps réel** la consigne d'éco-conduite que le conducteur doit suivre pour améliorer sa performance de poursuite du profil d'accélération d'éco-conduite, comme le fait l'EDAS. Le SECAAC considère dans son problème d'optimisation du contrôle le **modèle conducteur-véhicule** à partir duquel il calcule la consigne d'éco-conduite. Le problème d'optimisation du contrôle du SECAAC utilise une approche multi-modèles minimisant la consommation d'énergie du véhicule (La Delfa, Enjalbert, Polet, Vanderhaegen, 2015) : il utilise en effet un modèle conducteur-véhicule, le modèle de consommation du véhicule, la cartographie de l'environnement, la table horaire devant être respectée pour réaliser les distances d'inter-station, etc.

Le SECAAC s'**adapte** au comportement du conducteur grâce à un algorithme d'identification. Il permet, contrairement à l'EDAS, de modifier les paramètres du modèle conducteur-véhicule à partir des paramètres identifiés du modèle neuromusculaire de l'opérateur. L'algorithme d'identification du SECAAC est donné dans la section suivante. L'identification des paramètres est réalisée à partir d'une base de données dans laquelle la consigne d'éco-conduite et la commande appliquée par le conducteur sont stockées. Les paramètres identifiés sont ensuite utilisés dans l'algorithme d'optimisation du contrôle pour mettre à jour le modèle conducteur-véhicule.

Le SECAAC s'**auto-adapte** au comportement du conducteur au cours de la tâche de conduite. L'algorithme d'identification est appelé récursivement pour calculer les paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur et mettre à jour le modèle conducteur-véhicule du problème d'optimisation du contrôle au cours de la tâche de conduite.

Le SECAAC calcule deux consignes d'éco-conduite :

- La consigne implicite correspond à la consigne calculée dans un EDAS, i.e. une consigne pour un véhicule automatisé. Cette consigne n'est pas transmise au conducteur.
- La consigne affichée diffère de la consigne implicite car elle intègre le comportement du conducteur. Son objectif est de corriger l'écart entre la consigne implicite et la commande appliquée par le conducteur. Nous rappelons que l'hypothèse des travaux de recherche consiste à considérer que la consigne affichée ne sera pas respectée par le conducteur qui appliquera grâce à l'intégration des paramètres du modèle conducteur (fonction des différents facteurs humains tels que la charge de travail, l'attention, la vigilance, etc.) dans le modèle prédictif la consigne implicite.

Pour permettre le calcul en temps réel de la consigne d'éco-conduite du SECAAC, le modèle neuromusculaire du conducteur à partir duquel le modèle conducteur-véhicule est construit est donné par l'Équation 41.

$$OH(s) = \frac{K}{1 + T_m s} e^{-\tau s}$$

Équation 41

Dont on rappelle que K est le gain qui correspond à la correction d'une erreur réalisée par le conducteur, T_m le temps neuromusculaire qui est l'habileté du conducteur à appliquer une commande et τ le retard du conducteur.

L'architecture du SECAAC est présentée dans la Figure 11 et l'algorithme de fonctionnement récursif du SECAAC dans la Figure 12. Le SECAAC **calcule** dans le contrôleur, intégrant le modèle conducteurvéhicule, le modèle de consommation du véhicule, la cartographie et la table horaire à respecter, la consigne affichée γ_c . Celle-ci est **transmise** au conducteur à l'aide d'une Interface Homme-Machine (IHM) et au bloc d'identification (bloc vert : *Identification des paramètres* du modèle de l'opérateur humain) des paramètres du modèle de l'opérateur humain. La commande appliquée γ_i par le conducteur au véhicule est envoyée au bloc d'identification du SECAAC. A partir de l'erreur entre la consigne affichée γ_c et la commande appliquée γ_i , les paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur *K*, T_m et τ sont identifiés. L'identification est réalisée à l'aide de l'algorithme présenté dans la section II (page 68). Les paramètres identifiés sont ensuite transmis dans le contrôleur afin de mettre à jour le modèle conducteur-véhicule. Le contrôleur nécessite également l'accélération, la vitesse et la position actuelles du véhicule pour calculer la consigne affichée et la consigne implicite à partir de l'algorithme présenté dans la section 3 (page 72 du chapitre).



Figure 11 : Architecture du SECAAC

L'algorithme de fonctionnement du SECAAC est donné dans la figure ci-dessous. Elle présente l'algorithme récursif qui gère l'appel des algorithmes d'identification, de calcul de la consigne d'écoconduite implicite et affichée, et de la transmission de la consigne affichée à l'Interface Homme-Machine.

Algorithme récursif du fonctionnement du SECAAC

Etape 1 : Identification des paramètres du modèle conducteur. L'identification est réalisée grâce à l'erreur entre la consigne affichée γ_c , et la commande appliquée γ_i par le conducteur ; (Présentée dans la section 2)

Etape 2 : Mises à jour du modèle conducteur-véhicule ; (Présentée dans la section 5)

Etape 5: Perception de l'information d'éco-conduite et transmission à l'aide du module de commande (manipulateur de conduite, pédale d'accélération, manette de gaz, etc.) et d'un déplacement musculaire le couple à appliquer au véhicule γ_i . (Étudié dans le chapitre IV)

Figure 12 : Algorithme de fonctionnement du SECAAC

Etape 3 : Résolution du problème d'optimisation de contrôle. Pour calculer le profil d'éco-conduite, le modèle conducteurvéhicule est considéré dans le problème d'optimisation du contrôle ; (Présentée dans la section 3)

Etape 4 : Transmission de la consigne affichée au conducteur à l'aide d'une Interface Homme-Machine (IHM) ; (Présentée dans le chapitre IV page 99)

Contrairement à l'EDAS, la consigne affichée transmise au conducteur n'est pas forcément identique à la consigne implicite attendue pour éco-conduire. La consigne affichée sur l'IHM du SECAAC correspond au contrôle optimal calculé qui intègre la correction réalisée en fonction des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur identifiés. Cette consigne permet de considérer la probable erreur de suivi du conducteur dû à l'évolution des facteurs humains pour permettre le suivi de la consigne implicite.

La consigne implicite est la commande d'éco-conduite qui devrait être appliquée au niveau du tramway. Cette information n'est pas transmise au conducteur. Nous rappelons que l'objectif du SECAAC est d'améliorer la performance de poursuite de la consigne implicite qui est la consigne calculée pour un système automatisé (calculée par un EDAS).

Le principe de fonctionnement du SECAAC a été présenté dans cette section. La prochaine section présente l'algorithme d'identification des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur intégré dans le SECAAC.

2. Algorithme d'identification des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur.

L'erreur entre la consigne transmise à la machine et la commande appliquée est un indicateur de défaillance du procédé industriel si la modélisation du système est considérée parfaite (Klein, Litz, & Lesage, 2005). Or, lorsque la consigne est calculée pour un système Homme-Machine et que l'état du conducteur évolue au cours de la tâche de conduite, l'erreur entre la consigne (consigne affichée dans notre contexte d'étude) et la commande appliquée n'est pas un indicateur de défaillance du système mais indique que le modèle nécessite la mise à jour de ses paramètres. L'algorithme d'identification des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur est présenté dans cette section. Le calcul des paramètres du modèle conducteur s'effectue dynamiquement et doit être suffisamment rapide pour permettre au SECAAC de déterminer en temps réel la consigne affichée et la consigne implicite et transmettre au conducteur la consigne affichée mais réactualisée d'écoconduite. Le conducteur est considéré pour la tâche de poursuite comme un système SISO (Single Input-Single Output). L'identification des paramètres est réalisée en fonction de la consigne affichée $\hat{\gamma}_c$ et l'erreur ε_i entre la commande appliquée par le conducteur γ_i et la commande estimée $\hat{\gamma}_i$ calculée par le modèle en fonction des paramètres identifiés (cf. Figure 13).



Figure 13 : identification basée sur l'erreur d'estimation

L'algorithme d'identification (Figure 14) des paramètres est composé de deux fonctions. La première fonction correspond à l'algorithme de calcul des paramètres du modèle conducteur pour toutes les valeurs du retard, comprises entre 0 et 1*s*, à partir de l'algorithme des moindres carrés récursifs. La seconde fonction sélectionne le jeu de paramètres correspondant au comportement du conducteur.

Algorithme d'identification des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur

/* Initialisation */

Etape 1 : Définition du modèle conducteur-véhicule discrétisé OH_d (cf. Équation 42) Etape 2 : Récupération des entrées-sorties du système (cf. Équation 43) Etape 3 : Définition de la période d'échantillonnage de la fonction Te (cf. Équation 42) Etape 4 : Définition du retard maximum du modèle (cf. Équation 42)

/* Calcul des paramètres du modèle pour toutes les valeurs du retard comprises entre 0-1s

Etape 1 : Identification des paramètres du modèle conducteur à l'aide de l'algorithme des moindres carrés récursifs. (cf. Équation 44)

/* Fonction de sélection des paramètres*/

Etape 1 : Sélection des paramètres du modèle conducteur à intégrer dans le problème d'optimisation du SECAAC. (cf. Figure 15)

Figure 14 : Algorithme d'identification des paramètres du modèle conducteur

L'identification des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur est réalisée à partir de données discrètes qui sont la consigne affichée γ_c et la commande appliquée par le conducteur γ_i . Ces données sont enregistrées à une fréquence de 10Hz ce qui correspond à un période d'échantillonnage T_e de 0.1s. L'identification des paramètres du modèle continu K, T_m et τ est réalisée grâce à l'identification des paramètres a_1 , b_0 du modèle conducteur discret à l'itération k $OH_d(k)$ (Équation 42) en fonction de l'intervalle du retard noté d. La variable d appartient à l'intervalle $[0; d_{Max}]$ où d_{Max} est le plus grand retard considéré. La valeur maximale d_{Max} correspond au retard maximal τ_{Max} du modèle conducteur dans le domaine continu divisé par la période d'échantillonnage T_e .

$$OH_{d}(k) = \frac{b_{0} \gamma_{c}(k-d)}{1 + a_{1} \cdot \gamma_{i}(k-1)}, \ d \ correspond \ au \ retard \ (= d. T_{e}) \ dans \ le \ domaine \ discret$$
$$\tau \in [0; \tau_{Max}] dans \ le \ domaine \ continu$$
$$d \in [0; d_{Max}] \ avec \ d_{Max} = \frac{\tau_{Max}}{T_{e}} \ ou \ T_{e} = 0.1$$
$$\acute{Equation 42}$$

Le vecteur des mesures φ (Équation 43) est utilisé pour permettre l'identification des paramètres a_1 et b_0 . Le vecteur des mesures φ intègre les consignes affichées au conducteur γ_c et les commandes appliquées par le conducteur γ_i qui ont été enregistrées toutes le 0,1s. La commande estimée $\hat{\gamma}_i$ du modèle conducteur du problème d'identification est comparée à la commande appliquée réelle. Le retard d permet de considérer le retard du conducteur lors du calcul de la commande estimée $\hat{\gamma}_i$. Pour déterminer la valeur a_1 la commande appliquée γ_i par le conducteur à l'itération k - 1 est utilisée. L'écart entre deux itérations correspond à 0.1s, soit le temps d'enregistrement de la consigne affichée et de la commande appliquée. L'expression utilisée pour modéliser la commande appliquée est notée $\gamma_i(k - 1)$ tandis que pour le terme b_0 ce sera la consigne affichée γ_c transmise à l'itération k. Pour considérer le retard du conducteur l'expression exacte pour exprimer b_0 est $\gamma_c(k - d)$

$$\varphi = [-\gamma_i(k-1)\gamma_c(k-d)]$$

Équation 43

Le critère à minimiser du problème d'identification des paramètres est l'erreur ε_i ($\varepsilon_i = \gamma_i - \hat{\gamma}_i$) entre la prédiction du modèle $\hat{\gamma}_i$ et la commande réalisée par le conducteur γ_i .

$$\varphi = [-\gamma_i(k-1)\gamma_c(k-d)]'$$

$$\theta(k) = \theta(k-1) + p(k-1).\varphi(k) * (y(k) - \theta(k-1) * \varphi(k))$$

$$p(k) = p(k-1) - \frac{p(k-1) * \varphi(k) * \varphi(k)^T * p(k-1)}{1 + \varphi(k)^T * p(k-1) * \varphi(k)}$$

Équation 44

Où $\theta(k-1) * \varphi(k)$ est la sortie estimée \hat{y}_i réalisée par le modèle pour la consigne demandée à l'itération k.

A partir des paramètres identifiés pour chaque d compris entre 0 et d_{Max} , les paramètres K, T_m et l'erreur ε_i entre la sortie réelle du conducteur et de la sortie du modèle, l'algorithme de sélection des paramètres détermine le jeu de paramètres du modèle dont l'erreur de prédiction est la plus proche de zéro. En effet si la différence entre la sortie estimée \hat{y}_i et la sortie réelle y_i est nulle alors les paramètres identifiés permettent de représenter parfaitement le comportement du conducteur. Si la différence entre la sortie réelle était négative à l'itération d - 1 et devient positive à l'itération d alors les paramètres identifiés de l'itération d sont proches des paramètres du modèle comportement du conducteur. Si T_m est négatif ou nul, le modèle conducteur est instable par conséquent il n'est pas représentatif du comportement du conducteur. Enfin si d est égal à d_{Max} alors les paramètres du modèle conducteur sont ceux de cette itération. L'algorithme de sélection des paramètres est donné sur la figure ci-dessous.

```
Pour d \in [0, D_{Max}] faire

Si y_i(d) - \hat{y}_i(d) admet un écart nul et que T_m est strictement positif alors

Choisir les paramètres K, T_m et \tau du retard d

Sinon

Si y_i(d) - \hat{y}_i(d) était négatif à l'itération d - 1 puis devient positif à l'itération d et que T_m est

strictement positif alors

Choisir les paramètres K, T_m et \tau du retard d

Sinon

Si d est égale à D_{Max} alors

Choisir les paramètres K, T_m et \tau du retard D_{Max}

Fin si

Fin Si

Fin Si

Fin Si
```

Figure 15

La méthode d'identification des paramètres du modèle du conducteur a été présentée. Elle permet de déterminer le retard du conducteur τ et les paramètres K et T_m du modèle choisi. Il est désormais possible de mettre à jour le problème d'optimisation du contrôleur.

La mise à jour du modèle prédictif du contrôle pour un modèle conducteur-tramway s'effectue avant le calcul des consignes d'éco-conduite. L'utilisation de cet algorithme assure de déterminer les paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur pour le calcul temps réel des consignes d'écoconduite. A partir du processus d'identification des paramètres du modèle conducteur, la consigne affichée au conducteur intègre l'erreur probable du conducteur pour permettre le suivi de la consigne implicite. La prochaine section présente l'algorithme d'optimisation du contrôle pour le calcul des consignes d'éco-conduite.
3. Définition du problème d'optimisation du SECAAC

La précédente section présente l'algorithme d'identification des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur. A partir de ces paramètres, les paramètres du modèle conducteur sont mis à jour dans le problème d'optimisation du SECAAC. Le calcul du profil d'accélération d'écoconduite dans les précédents chapitres n'est pas adéquat pour calculer la consigne minimisant la consommation d'énergie car le temps de calcul est trop important. Le problème est dû à la recherche des instants où les contraintes imposées par le profil de la voie et des limitations de vitesses doivent être considérées lors de la résolution du problème d'optimisation du contrôle. L'algorithme (cf. Figure 16) utilisé dans cette section permet de résoudre un problème d'optimisation de type mixte quadratique (MIQP : Mixed Integer Quadratic Problem) à partir d'un problème d'optimisation quadratique linéaire simple. L'algorithme d'optimisation (cf. Figure 16) se décompose en trois parties :

- L'initialisation du problème d'optimisation, où le modèle du système conducteur-véhicule est discrétisé en fonction de la période d'échantillonnage considérée dans le problème d'optimisation. Plus la période d'échantillonnage est petite plus la solution obtenue sera précise, néanmoins le temps de calcul sera plus important. Le vecteur I^v indique les temps durant lesquels chaque contrainte de limitation de vitesse doit être appliquée. Le vecteur I' indique les temps pendant lesquels chaque profil de voie est appliqué. Ces vecteurs sont initialisés pour définir une première fois les instants où les contraintes changent dans le problème d'optimisation. Le modèle conducteur-véhicule est ensuite discrétisé pour résoudre numériquement le problème d'optimisation du contrôle.
- Une procédure appelée récursivement est utilisée pour résoudre le problème d'optimisation. Elle détermine le profil d'éco-conduite en fonction des contraintes et de la fonction coût à minimiser. Si le temps indiqué pour le changement de vitesse ou de profil de la voie est erroné, le profil d'accélération calculé ne permet pas de respecter ces contraintes. Les vecteurs I' et I^v sont alors recalculés.
- L'arrêt de l'appel récursif de la procédure est réalisé lorsque le profil d'éco-conduite permet de respecter les limitations de vitesse et de considérer le profil de la voie.

Algorithme du modèle prédictif du contrôle pour calculer les consignes d'éco-conduite

/* Initialisation : *

- Etape 2 : Définition de la représentation d'état du modèle conducteur-véhicule dans le domaine continu.
- Etape 3 : Définition des valeurs initiales de I' et I^{ν} ;
- Etape 4 : Calcul des matrices discrètes A_d , B_d et d_d à partir des matrices du domaine continue A_c , B_c et d_c .
- /* Procédure : */
- Etape 1 : Calcul du modèle augmenté A_a et B_a et d_a
- Etape 2 : Calcul des paramètres $Het f^T$ de la fonction coût
- Etape 3 : Calcul des matrices Aeq, beq pour les contraintes d'égalité et Aineq, bineq pour les contraintes d'inégalité
- Etape 4 : Résolution du problème d'optimisation quadratique et détermination des vecteurs U_a et X_a
- Etape 5 : Calcul des vecteurs \hat{l}' et \hat{l}'' conformément à la position du véhicule sur la voie résultante.
- Etape 6 : Mise à jour de $I' = \tilde{I}'$ et de $I^{\nu} = \tilde{I}^{\tilde{\nu}}$
- /* Conditions d'arrêt : */

Figure 16: Algorithme du modèle prédictif du contrôle pour générer un profil de vitesse

Etape 1 : Définition du nombre d'itérations du problème d'optimisation (ici Ts=1s donc le nombre d'itérations est égal au temps de parcours) ;

Etape 1 : Arrêt de l'algorithme si les conditions (Équation 66) et (Équation 67) sont satisfaites. Sinon répéter les étapes de la /*Procédure*/.

Dans la suite de cette section, l'algorithme d'optimisation du SECAAC est proposé pour un cas général d'optimisation du contrôle d'un système conducteur-tramway. Les caractéristiques du système conducteur-tramway sont données dans le tableau-ci-dessous.

Symbole	Valeur + unités	Signification
m _s	50000 kg	Masse statique du tramway
m _d	52270 kg	Masse dynamique du tramway
		Donnée calculée à partir de l'expression
		$\mathbf{A} + \mathbf{B}\boldsymbol{v}(t) + \mathbf{C}\boldsymbol{v}(t)^2$
a ₁	S'exprime en N	où A, B, C sont des constantes données par le constructeur. Après linéarisation l'expression se note $a_1 + b_1v(t)$
		Donnée calculée à partir de l'expression
		$\mathbf{A} + \mathbf{B}\boldsymbol{v}(t) + \mathbf{C}\boldsymbol{v}(t)^2$
b ₁	S'exprime en kg/s	où A, B, C sont des constantes données par le constructeur.
		Après linéarisation l'expression se note $a_1 + b_1 v(t)$
К	ζ.)	Gain du modèle conducteur
T _m	ډې	Temps neuromusculaire du conducteur
τ	()	Retard du modèle conducteur

Tableau 9: Caractéristiques du modèle conducteur-véhicule

Dans le tableau ci-dessous, les données relatives au parcours pour lequel le profil d'éco-conduite est calculé sont proposées. Les données notées sur un fond bleu correspondent aux informations relatives aux limitations de vitesse des tronçons que doit respecter le conducteur du tramway. Les autres modélisent les données relatives au profil de la voie.

Symbole	Valeur + unités	Signification	
P_1^v	En m	Position à laquelle la limitation de vitesse change	
P_2^v	En m	Position à laquelle la limitation de vitesse change	
:	:	:	
P _n ^v	En m	Position à laquelle la limitation de vitesse change jusqu'à l'arrivée en station	
v ₀ ^{Max}	En m/s	Vitesse limite imposée jusqu'à la position P_1^v	
v ₁ ^{Max}	En m/s	Vitesse limite imposée jusqu'à la position P_2^v	
:	En m/s		
v _n ^{Max}	En m/s	Vitesse limite imposée jusqu'à la position P_n^v	
v _f ^{Max}	En m/s	Vitesse limite du tronçon jusqu'à la station d'arrivée	
P ₁ '	En m	Position à laquelle l le profil de la voie change	
P ₂ '	En m	Position à laquelle l le profil de la voie change	
:	:	:	
P'n	En m	Position à laquelle l le profil de la voie change	
i ₀	د;	Profil de la voie jusqu'à la position P_1^v	
i ₁	67	Profil de la voie jusqu'à la position P_2^v	
:	.,		
i _n	.,	Profil de la voie jusqu'à la position P_n^v	
i _f	63	Profil de la voie jusqu'à la station d'arrivée	

Tableau 10 : Caractéristiques d'un parcours générique

Dans un premier temps, il est nécessaire d'initialiser l'algorithme permettant de résoudre le problème d'optimisation du contrôle. L'initialisation du problème d'optimisation est présentée dans la partie suivante.

a. Initialisation du problème d'optimisation du SECAAC.

Le processus d'initialisation du problème d'optimisation se déroule en 4 étapes :

- La première étape consiste à fixer la période d'échantillonnage T_s du problème d'optimisation. Il est dans cet algorithme fixé à 1s. Ce temps permet pour des parcours dont la contrainte temporelle est inférieure à 5 minutes de résoudre en temps réel le problème d'optimisation du contrôle. Au-delà de ce temps, il est nécessaire d'augmenter la période d'échantillonnage du problème d'optimisation du contrôle. Le nombre d'itérations nécessaire pour calculer le profil d'accélération d'éco-conduite est égal au temps de parcours (en s) divisé par la période d'éco-conduite calculées pour la totalité du temps de parcours.
- La deuxième étape consiste à modéliser le système conducteur-véhicule (Équation 45). Le modèle conducteur-véhicule est noté selon sa représentation d'état. Les paramètres K, T_m et τ sont issus de l'algorithme d'identification mettant à jour le problème d'optimisation du SECAAC. Les paramètres du tramway sont définis dans le Tableau 9.

$$\begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{v} \\ \dot{F} \end{bmatrix} = A_c \begin{bmatrix} p \\ v \\ F \end{bmatrix} + B_c u(t-\tau) + d_c$$

Équation 45 : Représentation d'état du modèle conducteur-tramway

Les matrices de la représentation d'état du modèle conducteur-tramway (Équation 45) sont :

La matrice d'état
$$A_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -\frac{b_1}{m_d} & \frac{1}{m_d} \\ 0 & 0 & -\frac{1}{T_m} \end{bmatrix}$$
, la matrice de commande $B_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{K}{T_m} \end{bmatrix}$ et la matrice de perturbation $d_c = \begin{bmatrix} -\frac{a_1}{m_d} - \frac{m_s}{m_d}g \cdot i_j(p) \\ 0 \end{bmatrix}$ où $j \in [0; f]$ en fonction de p .

- La troisième étape consiste à initialiser les vecteurs I' et I^{ν} qui permettent dans l'algorithme d'intégrer respectivement le profil de la voie (en fonction de i_j) et les limitations de vitesse dans le problème d'optimisation du contrôle. Ces vecteurs définissent le temps nécessaire pour appliquer respectivement la prochaine valeur du profil de la voie et la prochaine limitation de vitesse appliquée dans le processus de calcul du profil d'éco-conduite.
- Enfin la 4ème étape consiste à discrétiser les matrices A_c, B_c et d_c en A_d, B_d et d_d respectivement.

L'initialisation de l'algorithme permet de mettre à jour le modèle conducteur-véhicule dans le problème d'optimisation et de considérer les limitations de vitesse et les valeurs permettant de

caractériser le profil de la voie. Après la discrétisation du problème d'optimisation, la procédure à partir de laquelle le profil d'éco-conduite est calculé est utilisée. Cette procédure est présentée dans la prochaine partie.

b. Procédure itérative du calcul de la consigne d'éco-conduite

La période d'échantillonnage du parcours ainsi que le modèle conducteur-véhicule ont été initialisés dans la précédente partie. L'initialisation est nécessaire car c'est à partir du modèle et de la période d'échantillonnage qu'il est possible de calculer le nombre d'itérations permettant de définir le modèle augmenté du système conducteur-véhicule. Le nombre d'itérations N est donné par l'Équation 46 en fonction de l'horizon d'optimisation T et du temps d'échantillonage T_s .

$$N = \frac{T}{T_s}$$

Équation 46

Le modèle augmenté permet de modéliser l'évolution du comportement du système conducteurvéhicule pour chaque itération du problème d'optimisation. Le terme augmenté signifie le modèle représente l'évolution de ses matrices pour toutes les itérations tandis qu'un modèle non augmenté ne permet de représenter qu'une seule itération. Les vecteurs d'état et de commande augmentés sont notés respectivement X_a et U_a (Équation 47).

$$X_a = \begin{bmatrix} x_0 \\ x_1 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix}; U_a = \begin{bmatrix} u_0 \\ u_1 \\ \vdots \\ u_{N-1} \end{bmatrix}$$

Équation 47

La représentation d'état augmentée du modèle conducteur-véhicule se note selon l'Équation 48 :

$$X_a = A_a x_0 + B_a U_a + d_a$$

Équation 48

Où les matrices d'état A_a et de commande B_a sont données par l'Équation 49 et calculées à partir des matrices discrétisées d'état et de commande du modèle et du nombre d'itérations du problème d'optimisation.

$$A_{a} = \begin{bmatrix} I \\ A_{d} \\ A_{d}^{2} \\ \vdots \\ A_{d}^{N} \end{bmatrix} et B_{a} = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ B_{d} & \ddots & \cdots & 0 \\ A_{d}B_{d} & B_{d} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ A_{d}^{N-1}B_{d} & A_{d}^{N-2}B_{d} & \cdots & B_{d} \end{bmatrix} avec I matrice identité$$

Équation 49

La matrice augmentée des perturbations d_a (Équation 50) est définie en fonction de la matrice discrétisée des perturbations d_a pour tout i_j (modélisant le profil de la voie). En fonction du vecteur I' et de la matrice d'état A_d , la variation des perturbations tout au long du temps de parcours est définie dans la matrice des perturbations augmentée.

$$d_{a} = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & \cdots & 0\\ I & \ddots & \cdots & 0\\ A_{d} & I & \ddots & \vdots\\ \vdots & \vdots & \ddots & 0\\ A_{d}^{N-1} & A_{d}^{N-2} & \cdots & I \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} d_{d_{0}} \\ \vdots \\ d_{d_{0}} \\ \vdots \\ d_{d_{1}} \\ \vdots \\ d_{d_{n}} \\ \vdots \\ d_{d_{n}} \\ \vdots \\ d_{d_{n}} \end{bmatrix} \cdot i_{n}$$

Équation 50

Pour résoudre le problème d'optimisation du modèle conducteur-véhicule augmenté, il est nécessaire de définir la fonction coût augmentée quadratique. La notation du critère quadratique augmenté pour le modèle conducteur-véhicule augmenté est réalisée et s'exprime en fonction du vecteur de commande U_a .

$$J_{ORS_a} = X_a^T Q_a X_a + U_a^T R U_a + 2 X_a^T S_a U_a$$

Pour rappel, le critère à minimiser dans le cadre cette étude est noté :

$$J = \int_{t_0}^{t_f} u^2(t) \, dt$$
 (Vial, 2012)

Où les matrices de pondérations augmentées Q_a , R_a et S_a sont :

$$Q_{a} = \begin{bmatrix} Q & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & Q & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & Q \end{bmatrix}, R_{a} = \begin{bmatrix} R & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & R & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & R \end{bmatrix} et S_{a} = \begin{bmatrix} S & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & S & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & S \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 \end{bmatrix}$$

Les matrices Q, R et S doivent être définies positives afin de garantir que la fonction coût soit convexe. La matrice Q doit être la plus petite possible afin de ne pas influencer le calcul de l'état du véhicule. La matrice R doit être strictement positive afin de garantir l'unicité de la solution. L'expression de la fonction coût permettant de résoudre le problème d'optimisation où l'inconnue est le vecteur commande U_a est donnée par l'Équation 47 :

$$J_{QRS_a} = U_a^T R_a U_a = U_a^T H U_a + f^T U_a$$

Équation 51

Le modèle de consommation augmenté est obtenue à l'aide des matrices H (Équation 52) et f (Équation 53) établies en fonction des matrices d'état de perturbation (Équation 50) et de commande augmentées (Équation 47) (Anderson & Moore, 1989; A. Bemporad, 2007; a. Bemporad, 2009; Nam & Commande, 2013; Trélat, 2005).

$$H = B_a^T Q_a B_a + R_a + B_a^T S_a + S_a^T B_a$$

Équation 52

$$f = 2x_0^T A_a^T Q_a B_a + 2d_a^T Q_a B_a + 2x_0^T A_a^T S_a + 2d_a^T S_a$$

Équation 53

Le modèle cinématique Équation 45 et de consommation (Équation 19 noté sous la forme quadratique Équation 23) ont été augmentés. Afin de permettre de déterminer le profil d'éco-conduite, il est nécessaire d'intégrer les contraintes dans le problème d'optimisation augmenté. L'état final du problème d'optimisation est donné par la contrainte d'égalité (Équation 54) obtenue à partir de la contrainte d'égalité du chapitre I (section 3 Équation 13) pour permettre de définir la matrice des contraintes (Équation 59) :

$$\widetilde{C_1^{eq}}$$
: $A_{eq}U_a = b_{eq}(I^f)$
Équation 54

La contrainte d'inégalité selon la vitesse du véhicule est obtenue à partir de l'Équation 15 du chapitre I dont on obtient l'Équation 55.

$$\widetilde{C_1^{ineq}}: \begin{cases} A_1 U_a \le b_1(I^{\nu}, I^f) \\ A_2 U_a \le b_2(I^f) \end{cases}$$

Équation 55

La contrainte d'inégalité selon l'accélération (chapitre I, section 3 Équation 16) est donnée par l'Équation 56.

$$\widetilde{C_2^{ineq}}: \begin{cases} A_3 U_a \le b_3(I^f) \\ A_4 U_a \le b_4(I^f) \end{cases}$$

Équation 56

A partir de la contrainte du Jerk (chapitre I, section 3 Équation 17) nous avons Équation 57

$$\widetilde{C_3^{ineq}}: \begin{cases} A_5 U_a \le b_5(I^f) \\ A_6 U_a \le b_6(I^f) \end{cases}$$

Équation 57

Les contraintes d'inégalité correspondant à la plage de fonctionnement du moteur se note (Équation 58 à partir de l'Équation 18):

$$\widetilde{C_4^{ineq}}: \mathbf{A}_7 U_a \le b_7(I^f)$$

Équation 58

En regroupant les contraintes (Équation 54, Équation 55, Équation 56, Équation 57, Équation 58 et les vecteurs I' et I^{ν}) nous obtenons la notation Équation 59 :

$$\begin{bmatrix} A_{1} \\ A_{2} \\ A_{3} \\ A_{4} \\ A_{5} \\ A_{6} \\ A_{7} \end{bmatrix} U_{a} \leq \begin{bmatrix} b_{1}(I^{v}, I^{f}) \\ b_{2}(I^{f}) \\ b_{3}(I^{f}) \\ b_{4}(I^{f}) \\ b_{5}(I^{f}) \\ b_{6}(I^{f}) \\ b_{7}(I^{f}) \end{bmatrix}$$

$$A_{ineq} \qquad b_{ineq}(I^{v}, I^{f})$$

Équation 59

L'algorithme d'optimisation doit alors être implémenté afin de déterminer le contrôle permettant de minimiser la consommation d'énergie tout au long du trajet du véhicule sur la voie, en fonction du temps de parcours et des contraintes que nous avons présentées.

Cela équivaut à minimiser le vecteur d'entrée U_a de l'Équation 51, tout en respectant les contraintes établies dans l'Équation 59. Le critère devient :

$$\min_{\substack{U_a, I^v, I^f \\ C_2^{eq}, \widetilde{c_1^{ineq}}, \widetilde{c_2^{ineq}}, \widetilde{c_3^{ineq}}, c_4^{ineq}}} J_{QRS_a} = \min_{\substack{U_a, I^v, I^f \\ A_{eq}U_a = b_{eq} \\ A_{ineq}U_a = b_{ineq}}} U_a^T H U_a + f^T U_a$$

Équation 60

Les vecteurs I' et I^v peuvent être inexacts et la nature du problème d'optimisation MIQP (Mixed Integer Quadratic Program) est conservée dans la notation du critère minimisé (Équation 60). Le problème d'optimisation est alors posé comme un problème d'optimisation classique nécessitant un solveur de programmation quadratique. La solution est déterminée selon une méthode d'optimisation non linéaire (SQP : Sequential Quadratic Programming)(Trélat, 2005). L'avantage de cette solution est de respecter la solution déterminée à l'aide de la méthode B&B (Branch and Band) (Bliek et al., 2014) tout en permettant d'utiliser la structure complexe de I' et I^v que nous retrouvons dans un problème d'optimisation MIQP (Gupta et al., 2015; Thomas et al., 2004, 2004).

La dernière étape de la Figure 16 est réalisée de la manière suivante :

Les vecteurs I' et I^{ν} sont déterminés. Une fois les vecteurs fixés, nous résolvons le problème d'optimisation quadratique.

$$E_{QRS_a} = \min_{\substack{U_a \\ A_{eq}U_a = b_{eq} \\ A_{ineq}U_a = b_{ineq}}} U_a^T H U_a + f^T U_a$$

Équation 61

En fonction du vecteur de commande augmenté, le vecteur d'état augmenté est calculé en utilisant \hat{l}' . Pour chaque itération, la position et la vitesse du véhicule sont données dans le vecteur d'état augmenté X_a . Il est nécessaire de déterminer si les vecteurs I^v et I' permettent de garantir le respect des limitations de vitesse et de considérer le profil de la voie en fonction du vecteur d'état. A partir du vecteur d'état X_a , les vecteurs \hat{l}' (Équation 64) et \hat{l}^v (Équation 65) sont estimés. Le vecteur \hat{l}' (respectivement \hat{I}^{ν}) permet de définir les instants où le profil de la voie Équation 62 (respectivement la limitation de vitesse Équation 63) change en fonction de la position kilométrique.

$$\begin{cases} \hat{l}'_{0} = card(\{p_{k} \in P_{a} : p_{0} \le p_{k} \le p'_{1}\}) \\ \hat{l}'_{1} = card(\{p_{k} \in P_{a} : p'_{1} \le p_{k} \le p'_{2}\}) \\ \vdots \\ \hat{l}'_{n'} = card(\{p_{k} \in P_{a} : p'_{n'} \le p_{k} \le p_{f}\}) \end{cases}$$

Équation 62

Et

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{I}}_{0}^{v} = card(\{p_{k} \in P_{a} : p_{0} \le p_{k} \le p_{1}^{v}\}) \\ \hat{\mathbf{I}}_{1}^{v} = card(\{p_{k} \in P_{a} : p_{1}^{v} \le p_{k} \le p_{2}^{v}\}) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{I}}_{n^{v}}^{v} = card(\{p_{k} \in P_{a} : p_{n^{v}}^{v} \le p_{k} \le p_{f}\}) \end{cases}$$

Équation 63

Les vecteurs \hat{l}' et \hat{l}^v sont définis respectivement à partir de l'Équation 62 et de l'Équation 63

$$\hat{\mathbf{I}}' = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{I}}'_0 \\ \hat{\mathbf{I}}'_1 \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{I}}'_{n'} \end{bmatrix}, \sum_{i'=0}^{n'} \hat{\mathbf{I}}'_{i'} = N + 1,$$

Équation 64

$$\hat{\mathbf{I}}^{\nu} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{I}}_{0}^{\nu} \\ \hat{\mathbf{I}}_{1}^{\nu} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{I}}_{n^{\nu}}^{\nu} \end{bmatrix}, \sum_{j=0}^{n^{\nu}} \hat{\mathbf{I}}_{j}^{\nu} = N + 1,$$

Équation 65

La procédure de calcul du profil d'éco-conduite est stoppé lorsque l'écart entre les valeurs des vecteurs \hat{I}' et I' (respectivement \hat{I}^v et I^v) est compris entre -1 et 1 itération afin de garantir un temps de calcul permettant une optimisation temps réel. Cela permet de garantir que le profil de la voie et les limitations de vitesse sont respectés pour la totalité du parcours à 1 itération près.

$$-1 \le (\hat{l}' - l') \le 1,$$

Équation 66

Et

$$-1 \le \left(\hat{\mathbf{l}}^{\nu} - \mathbf{l}^{\nu}\right) \le 1$$

Équation 67

Si les conditions ne sont pas satisfaites alors II est nécessaire de modifier les intervalles définis dans les vecteurs I^{ν} et I'. Pour cela, pour chaque k allant de 1 à Card(\hat{I}') (respectivement \hat{I}^{ν}), on compare la position du tramway définie dans le vecteur augmenté x_a à l'itération qui a pour valeur la somme $\hat{I}'(j)$ pour tout j compris entre 1 et k, à la position à laquelle le profil de la voie est modifié et qui donné

par l'Équation 10 (respectivement la vitesse limite du tronçon donné par l'Équation 14). Si la position du tramway est avant la position où le profil de la voie (respectivement la limitation de vitesse) change alors la valeur $\hat{l}'(k)$ (respectivement $\hat{l}^v(k)$) est diminuée de 1 et la valeur de $\hat{l}'(k + 1)$ (respectivement $\hat{l}^v(k + 1)$) est augmentée de 1. Si au contraire, le tramway se trouve après la position de changement de profil de la voie (respectivement limitation de vitesse) alors la valeur $\hat{l}'(k)$ (respectivement $\hat{l}^v(k)$) est augmentée de 1 et la valeur de $\hat{l}'(k + 1)$ (respectivement $\hat{l}^v(k)$) est augmentée de 1 et la valeur de $\hat{l}'(k + 1)$ (respectivement $\hat{l}^v(k + 1)$) est diminuée de 1. La Figure 17 illustre cette démarche.

Algorithme de correction des intervalles de temps $I'et I^v$

```
 \begin{split} \hat{\mathbf{l}}' &= \mathbf{l}'; \\ \textbf{Pour } k &= 1: length(\hat{\mathbf{l}}') - 1 \\ \textbf{Si} (X_a(3 * sum(\hat{\mathbf{l}}'(k:i)) - 2) > P'_k) \\ \textbf{Si} \hat{\mathbf{l}}'(k) &> 1 \\ \hat{\mathbf{l}}'(k) &= \hat{\mathbf{l}}'(k) - 1; \\ \hat{\mathbf{l}}'(k+1) &= \hat{\mathbf{l}}'(k+1) + 1; \\ \textbf{Fin Si} \\ \textbf{Sinon Si} (X_a(3 * sum(li(1:i)) - 2) < P'_k) \\ \textbf{Si} \hat{\mathbf{l}}'(k) > 1 \\ \hat{\mathbf{l}}'(k) &= \hat{\mathbf{l}}'(k) + 1; \\ \hat{\mathbf{l}}'(k+1) &= \hat{\mathbf{l}}'(k+1) - 1; \\ \textbf{Fin Si} \\ \textbf{Fin Si} \\ \textbf{Fin Pour} \\ \textbf{l}' &= \hat{\mathbf{l}}'; \end{split}
```

Figure 17 : Algorithme de correction des intervalles de temps $I'et I^{v}$

L'algorithme d'optimisation du contrôle du SECAAC a été présenté dans cette section. Cet algorithme permet de déterminer en fonction des contraintes s'exerçant sur le véhicule et des caractéristiques du modèle conducteur-véhicule la consigne d'éco-conduite et le profil d'éco-conduite. Dans les prochaines sections deux des applications ont été menées sur un ordinateur équipé d'un processeur « Intel(R) Core(TM) i7-3687U » CPU @ 2.10GHz quatre cœurs dont la vitesse maximale est de 2600MHz et l'horloge CPU est de 2600MHz dont la capacité mémoire maximale est de 12288 MBytes et équipé de 8 giga octet de mémoire vive. Au cours de ces deux applications, le comportement du conducteur est simulé.

L'objectif principal de ces études est d'analyser objectivement l'influence du SECAAC sur la performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite. Dans la première campagne expérimentale, la définition de la plage de fonctionnement nominal du SECAAC est réalisée. Cela permet de vérifier pour quels intervalles des paramètres K, T_m et τ le contrôleur du SECAAC peut déterminer une consigne d'éco-conduite.

La seconde expérimentation est réalisée en considérant la plage de fonctionnement du SECAAC établie lors de la première expérimentation. Au cours de cette expérimentation, le comportement du conducteur est simulé. Ce comportement simulé est issu d'une précédente expérimentation où un conducteur avait pour objectif de suivre une consigne visuelle. Pour modéliser le comportement de poursuite du conducteur, l'identification des paramètres K, T_m et τ a été réalisé. Ces paramètres permettent de modéliser le comportement du conducteur simulé lors de la poursuite du conducteur du conducteur du conducteur simulé lors de la poursuite de la consigne visuelle transmise par le SECAAC dont on a étudié l'impact du temps d'identification et de rafraîchissement des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur.

L'objet de la prochaine section concerne la détermination d'une plage de fonctionnement nominal du SECAAC.

4. Définition de la plage de fonctionnement du SECAAC.

Le contrôleur du SECAAC détermine la consigne d'éco-conduite à l'aide de l'algorithme d'optimisation du SECAAC. L'étude proposée concerne l'influence des paramètres du modèle conducteur sur le calcul du profil d'accélération d'éco-conduite. Le calcul de la consigne d'éco-conduite à partir d'un problème d'optimisation intégrant les paramètres du modèle conducteur peut ne pas admettre de solution pour certaines combinaisons des paramètres K, T_m et τ . Cela peut être du au fait que la solution calculée ne permet pas de garantir le respect des contraintes de sécurité (limitations de vitesse, accélération) ou de confort (Jerk) du problème d'optimisation pour réaliser le parcours dans le temps imparti (temps de parcours). Les caractéristiques du trajet sont présentées dans le tableau cidessous et la représentation graphique est donnée par la Figure 18. Le trajet est à réaliser en 130s et la distance d'inter-station de 615m. Le trajet est composé de 2 changements de limitation de vitesse représentés par le trait en pointillé rouge sur la Figure 18.

	Distanc e (en m)	Temps de parcours	Conditions initiales et finales pour réaliser le parcours	Nombre de changement de vitesse	Nombre de modification du profil de la voie	Caractéristiques du parcours
Trajet	615	130	$P_0 = 350;$ $v_0 = 0; F_0 = 0;$	2	5	$P_{v_{Max}} = [546; 729;]$ $v_{Max} = [9.722; 4.167; 6.944]$
			$P_f = 965;$ $v_f = 0; F_f = 0;$			$P'_i = [490; 540; 606.5; 615.1; 705]$ i' = [0; 0.02; -0.02; 0; 0.0251; 0]

Tableau 11 : caractéristiques du trajet





Pour déterminer la plage de fonctionnement du SECAAC, l'algorithme ci-dessous a été implémenté. Les paramètres du modèle conducteur sont successivement modifiés.

Algorithme de détermination des paramètres nominaux de la plage de fonctionnement du SECAAC

Pour $K \in [0.2; 2]$	dont le pas est de 0.1
Pour T _m	$\in [0.1; 2.3]$ dont le pas est de 0.1
	Pour $\tau \in [0; 1]$ dont le pas est de 0.1
	Profil_opti_existe = [Profil_opti_existe ; MPC (temps du parcours, parcours, caractéristique_véhicule,
$K, T_m, \tau)$]	
	Fin Pour
Fin Pou	r
Fin Pour	

Figure 19 : Algorithme utilisé pour déterminer la plage de fonctionnement nominale du SECAAC

Le Tableau 12 et la Figure 20 sont issus de l'analyse des données obtenues grâce à l'algorithme présenté dans la Figure 19. Lorsque le SECAAC déterminait une consigne d'éco-conduite alors les paramètres du modèle conducteur ont été enregistrés pour établir sa plage de fonctionnement. Ensuite, l'observation de l'évolution de la consigne a permis de rejeter des combinaisons de paramètres car la consigne calculée variait chaque seconde avec une forte amplitude (+20%). La plage ainsi obtenue est définie en trois zones distinctes représentées en marron pour la première, en vert pour la deuxième et en violet pour la troisième. Pour toutes valeurs des paramètres K, T_m et τ (noté Tau sur la figure) comprises dans ces zones, le SECAAC permet le calcul d'une consigne d'éco-conduite qui varie peu. La discrétisation utilisée pour déterminer la plage de fonctionnement du SECAAC implique une discontinuité de la répartition des zones de fonctionnements identifiées. Il n'est pas exclu que des solutions existent entre les zones 2 et 3.



Figure 20 : Plage de fonctionnement nominale du SECAAC

Le tableau ci-dessous définit les intervalles auxquelles les paramètres K, T_m et τ appartiennent en fonction des zones présentés dans la Figure 20. Le code de couleur utilisé permet de lier les données aux zones de la figure. Ainsi les intervalles donnés pour les paramètres K, T_m et τ sont notés en marron pour la zone 1, en vert pour la zone 2 et en violet pour la zone 3.

	Intervalle de K	Intervalle de T _m	<i>Intervalle de</i> τ (Tau)
Zone 1	[0.6; 1.3]	[0.1; 0.4]	[0; 0.7]
Zone 2	[0.7; 1.8]	[0.4; 0.6]	[0; 0.4]
Zone 3	[0.7; 2.1]	[0.7; 1.9]	[0; 0.2]

Tableau 12: plage de fonctionnement nominale du SECAAC

L'objet de la prochaine section est de définir la fréquence nominale d'identification des paramètres du modèle conducteur pour mettre à jour le problème d'optimisation du SECAAC.

5. Etude de la fréquence d'identification des paramètres du conducteur

Dans la section précédente, la plage de fonctionnement nominale du SECAAC a été définie (cf. Figure 20, Tableau 12). La fréquence d'identification des paramètres du modèle neuromusculaire du conducteur est étudiée pour paramétrer le SECAAC qui sera utilisé lors de l'expérimentation sur le simulateur de conduite PSCHITT-Rail de l'Université de Valenciennes présentée dans le chapitre IV.

Pour permettre de déterminer la meilleure fréquence d'identification des paramètres du modèle conducteur, le comportement du conducteur est simulé au cours de cette étude. Ce comportement est issu d'une précédente expérimentation où des conducteurs avaient pour objectif de suivre une consigne visuelle d'éco-conduite durant laquelle les paramètres du modèle conducteur ont été identifiés tous les dixièmes de seconde pour le même modèle neuromusculaire du SECAAC. L'utilisation d'un modèle conducteur simulé permet de garantir que le comportement du conducteur sera identique lors de chacun des tests réalisés pour un même trajet. Le trajet utilisé lors de cette étude a été présenté dans la précédente section (cf. Figure 18 et Tableau 11)

Cette expérimentation se décompose en 4 étapes. La première étape est une étude de la poursuite de la consigne affichée d'éco-conduite de 4 sujets simulés réalisant le parcours en étant assistés par un système EDAS intégrant les paramètres du modèle conducteur. Ce système d'aide à la conduite sera nommé EDAS+OH. Lors des deuxième, troisième et quatrième étapes, les sujets simulés seront assistés par le système SECAAC où les paramètres du modèle conducteurs seront identifiés respectivement toutes les secondes, 3 secondes et 5 secondes. Ci-dessous, les systèmes d'aide ainsi que leur dénomination sont présentés.

- Le système EDAS+OH a pour paramètres conducteur K = 0.8, $T_m = 0.4$ et $\tau = 0.6$. Les paramètres K, T_m et τ sont fixes et représentent les moyennes obtenues pour une tâche de poursuite réalisée par différents opérateurs humains. Le tramway doit réaliser la distance d'inter-station entre la station A et la station B. Tant que le parcours n'est pas réalisé, l'EDAS+OH détermine à chaque seconde le futur contrôle que le conducteur simulé doit appliquer à l'aide du modèle prédictif du contrôle qui minimise la fonction coût définie dans le chapitre IV pour un modèle conducteur-tramway. Si le Modèle Prédictif du Contrôle (MPC) ne résout pas le problème d'optimisation avec les paramètres conducteur identifiés à cet instant (les paramètres du conducteur, les conditions initiales, caractéristiques de la voie, etc. sont hors de la plage de fonctionnement), le comportement de l'EDAS+OH se comportera alors comme un EDAS et considèrera que les paramètres K, T_m et τ sont respectivement 1, 0.1 et 0. L'information d'éco-conduite est ensuite transmise au conducteur à l'aide d'une IHM.
- Le SECAAC-1s s'auto-adapte au comportement de l'opérateur en identifiant chaque seconde les paramètres du modèle conducteur qui sont transmis au MPC pour mettre à jour le modèle conducteur-véhicule. Si le SECAAC ne permet pas de calculer la consigne d'éco-conduite car les paramètres ne le permettent pas et sont hors de la plage de fonctionnement nominale définie dans la précédente section alors les paramètres K et/ou T_m et/ou τ seront modifiés par le paramètre le plus proche de la plage de fonctionnement. Si le SECAAC ne peut toujours pas calculer la consigne d'éco-conduite alors il se comportera

à cet instant comme un EDAS et donc les paramètres du modèle conducteur K, T_m et τ seront respectivement 1, 0.1 et 0.

- Le SECAAC-3s fonctionne comme le SECAAC-1s mais l'identification des paramètres s'effectue toutes les 3 secondes. Ce choix s'explique par le fait qu'il permet de conserver plus longtemps les paramètres du modèle conducteur.
- Le SECAAC-5s fonctionne comme les SECAAC 3s et SECAAC 1s mais l'identification des paramètres s'effectue toutes les 5 secondes. Le fait que 5 secondes représentent plus de 10% du temps de parcours dont la contrainte temporelle est la plus stricte explique notre choix.

Les données nécessaires pour déterminer la meilleure fréquence d'identification des paramètres du modèle conducteur sont la performance de suivi de la consigne implicite d'éco-conduite et l'analyse de l'écart-type de la consigne affichée. La consigne implicite n'est pas transmise au conducteur. Cette consigne représente la commande qui est calculée dans un EDAS pour un système qui serait autopiloté. Plus la performance de poursuite de la consigne implicite est proche de 100% plus le conducteur éco-conduit. L'écart-type des valeurs de la consigne affichée est également observé. En effet, plus l'écart type de l'évolution de cette consigne est faible plus il est aisé de la suivre ce qui facilitera l'acceptation du système d'aide. Le tableau démontre que la meilleure fréquence d'identification des paramètres du modèle conducteur est donnée pour une identification réalisée toutes les 5s. La performance de poursuite de la consigne affichée d'éco-conduite est la plus basse. Le tableau présente la performance de la variation de la consigne affichée d'éco-conduite est la plus basse. Le tableau présente la performance de la poursuite de la consigne implicite et l'écart type des valeurs de la consigne affichée d'éco-conduite est la plus basse. Le tableau présente la performance de la poursuite de la consigne implicite et l'écart type des valeurs de la consigne affichée d'éco-conduite est la plus basse. Le tableau présente la performance de la poursuite de la consigne implicite et l'écart type des valeurs de la consigne affichée d'éco-conduite est la plus basse. Le tableau présente la performance de la poursuite de la consigne implicite et l'écart type des valeurs de la consigne affichée d'éco-conduite est la plus basse.

Tableau 13

	EDAS+OH		SECAAC-1S		SECAAC-3S		SECAAC-5S	
	Performance de	Écart type						
	poursuite du profil	de la						
	d'éco-conduite	consigne	d'éco-conduite	consigne	d'éco-conduite	consigne	d'éco-conduite	consigne
Sujet 1	94%	0.223815	96%	0.233716	94%	0.257539	95%	0.201772
Sujet 2	92%	0.27868	95%	0.208304	91%	0.265912	95%	0.211008
Sujet 3	94%	0.190126	93%	0.247771	97%	0.173274	97%	0.184738
Sujet 4	94%	0.189202	97%	0.196225	98%	0.165797	98%	0.161199
Moyenne	93%	0.220456	95%	0.221504	95%	0.215631	96%	0.189679
Écart type	0.011526	0.042024	0.014686	0.023469	0.028546	0.053423	0.01395	0.021884

La configuration du SECAAC-5s permet de calculer une consigne d'éco-conduite qui varie peu. Bienque les performances de poursuite du profil d'éco-conduite ne soient pas significatifs, nous avons étudié la performance de respect des limitations de vitesse. Le SECAAC-5s permet de mieux respecter les limitations de vitesse de 10% par rapport aux autres systèmes d'aide, c'est pourquoi le SECAAC-5s est utilisé lors de l'expérimentation présentée dans cette section.

Conclusion

Dans ce chapitre, le SECAAC (Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur) a été présenté. Le SECAAC est composé de deux algorithmes principaux qui sont :

- L'algorithme d'identification des paramètres du modèle conducteur. L'algorithme est destiné à mettre à jour les paramètres du modèle conducteur intégrés dans le problème d'optimisation du contrôle.
- L'algorithme d'optimisation du contrôle. L'algorithme détermine en temps réel la consigne affichée d'éco-conduite transmise au conducteur au cours de la tâche de conduite. Cette consigne sera transmise à l'aide d'une Interface Homme-Machine et intègre les paramètres du modèle conducteur. Nous rappelons que l'hypothèse des travaux de recherche considère que la consigne affichée ne sera pas respectée par le conducteur qui appliquera involontairement la consigne implicite dû à différents facteurs tels que la charge de travail, l'attention, la vigilance, etc. La consigne implicite d'éco-conduite est ce qui est attendu par le système d'aide à la conduite éco-énergétique si le tramway était auto-piloté.

L'utilisation des paramètres du modèle neuromusculaire dans le problème d'optimisation influence la plage de fonctionnement du SECAAC. C'est pourquoi une première étude a été réalisée pour déterminer les limites de la plage de fonctionnement du SECAAC. Pour déterminer la plage de fonctionnement du SECAAC. Pour déterminer la plage de fonctionnement du SECAAC.

La fréquence idéale d'identification des paramètres du modèle conducteur a également été étudiée dans ce chapitre. La fréquence optimale est de 5 secondes. Cette fréquence permet de réduire la variation de la consigne d'éco-conduite par rapport à une identification des paramètres du modèle conducteur effectuée toutes les 3s ou 1s.

Dans le chapitre IV, le système SECAAC-5s est utilisé pour conseiller des conducteurs qui réaliseront une tâche de conduite durant laquelle ils devront suivre la consigne d'éco-conduite. Les performances de suivi du profil d'accélération d'éco-conduite du SECAAC-5s renommé dans le chapitre IV SECAAC seront comparées aux performances de poursuite des conducteurs assistés par les systèmes EDAS et EDAS+OH. Cette troisième étude a été réalisée sur le simulateur de conduite ferroviaire PSCHITT-Rail de l'Université de Valenciennes.

Chapitre IV. Comparaison des performances des systèmes en poursuite de consigne

Chapitre IV. Comparaison des performances des systèmes en poursuite de consigne

Introduction

Les chapitres précédents ont eu pour finalité la proposition d'un Système d'aide à l'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur (SECAAC) dans le but d'améliorer la performance en poursuite d'une consigne implicite à partir d'une consigne affichée intégrant le comportement du conducteur. Dans cette section, il s'agit de valider expérimentalement l'hypothèse selon laquelle l'intégration d'un modèle conducteur-véhicule et l'auto-adaptation au comportement du conducteur permettent d'améliorer la performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite implicite d'un conducteur au cours de sa tâche de conduite.

Le protocole expérimental est une étude comparative de la performance de suivi de la consigne implicite et de la consigne affichée réalisée en fonction de trois systèmes d'éco-conduite :

- L'EDAS : système calculant une consigne d'éco-conduite ne considérant pas le comportement du conducteur. La consigne implicite est identique à la consigne affichée au conducteur ;
- EDAS+OH : système EDAS intégrant les paramètres du conducteur dans le problème d'optimisation. Les paramètres du conducteur intégré dans le modèle conducteur-véhicule sont fixes. La consigne implicite correspond à la commande attendue devant être appliquée par le conducteur. Cette consigne correspond au contrôle optimal d'un EDAS optimisant la consommation d'un système véhicule. Elle n'est pas transmise au conducteur. La consigne affichée correspond à la consigne implicite intégrant les paramètres du modèle conducteur. L'objectif du conducteur est alors de poursuivre la consigne affichée ;
- Le SECAAC : Système qui détermine une consigne implicite et une consigne affichée en fonction des paramètres du conducteur intégrés au modèle conducteur-véhicule rafraichis toutes les cinq secondes dans le problème d'optimisation. Le rafraichissement toutes les 5s permet de déterminer une consigne affichée qui varie peu et dont le temps n'est pas supérieur à 10% du temps de trajet (pour les trajets les plus rapides réalisés en environ 50s) (cf. chapitre III p86). L'objectif de la consigne affichée qui correspond à la consigne considérant le comportement du conducteur est de minimiser l'erreur entre la commande appliquée par le conducteur et la consigne implicite qui correspond à la consigne calculée par un EDAS pour un véhicule automatisé.

La tâche de conduite est réalisée sur le simulateur de conduite ferroviaire PSCHITT-Rail (Plateforme de Simulation Collaborative Hybride Intermodale en Transport Terrestre) du Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique industrielles et Humaines (LAMIH), UMR CNRS 8201, à l'Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis (UVHC).

1. Protocole expérimental

Le simulateur de conduite ferroviaire PSCHITT Rail du LAMIH est utilisé pour l'expérimentation décrite dans cette section. 14 participants ont réalisé une tâche de conduite d'un tramway avec pour objectif secondaire de suivre la consigne affichée d'éco-conduite données par le système EDAS, EDAS+OH ou SECAAC, l'objectif prioritaire étant le maintien de la sécurité.

Le but de cette campagne expérimentale est de comparer l'impact de ces trois systèmes d'aide sur les performances des conducteurs.

Dans la section suivante, le simulateur de conduite sur lequel les sujets ont réalisé l'expérimentation est présenté.

a. Présentation du simulateur de conduite PSCHITT-Rail

L'expérimentation a été réalisée sur la Plateforme de Simulation Collaborative Hybride Intermodale en Transport Terrestre (PSCHITT). Cette plateforme, financée lors du dernier CPER par la région Hauts de France, le Feder et l'Etat, a pour objectif de disposer d'un outil doté d'une structure commune (système dynamique, calculateur, logiciel de simulation, etc.) sur laquelle il est possible, selon le champ d'étude, de tester différentes modalités. A ce jour, PSCHITT permet de simuler : (i) le déplacement en fauteuil roulant d'une Personne à Mobilité Réduite en milieu urbain (modalité PMR) et (ii) la conduite d'un tram/train (modalité Rail).

Le simulateur PSCHITT-Rail (cf. Figure 21) conçu par le LAMIH, repose sur le noyau de simulation OKSimrail, développé par la société OKTAL (Toulouse) et destiné initialement à la formation. L'environnement a été adapté en collaboration avec la société OKTAL dans le cadre du projet FUI (Fonds Unique Interministériel) APP15 ECOVIGIDRIV.



Figure 21 : Simulateur de conduite PSCHITT-Rail du LAMIH

PSCHITT-Rail présente les différentes caractéristiques suivantes :

- Possibilité d'intégrer son propre modèle dynamique de train.
- Interaction avec l'environnement : piétons, voitures.
- Rendu sonore réaliste.
- Pupitre tram/train, sur lequel il est possible d'intégrer/remplacer des composants : manipulateur, boutons...
- Champ visuel de 225°.
- Enregistrement des données physiques de simulation : vitesse, position manipulateur, distance parcourue, ...
- Enregistrement vidéo : attitude du conducteur face à certaines situations.
- Possibilité de créer différents scénarii, en modifiant la densité de voitures et de piétons, en paramétrant des évènements comme la traversée d'un piéton, la présence d'obstacles sur la voie,
- Suivi en temps réel de la simulation via un poste de contrôle (cf. Figure 22).



Figure 22 : Poste de contrôle de la cellule PSCHITT-PMR du LAMIH

La prochaine partie présente le parcours que nous avons réalisé dans le cadre spécifique de notre expérimentation.

b. Le parcours

Le parcours à réaliser est issu du simulateur de conduite. La distance totale du trajet à réaliser est de 2246m à parcourir en 380s. Il est composé de 5 trajets urbains où différentes conditions de trafic seront simulées (cf. Figure 23 et Figure 24).



Figure 23 : Environnement sans affluence du trafic



Figure 24 : Environnement avec affluence du trafic

Les caractéristiques du parcours sont listées dans le Tableau 14. La première colonne liste les trajets. La deuxième colonne donne les distances d'inter-station de chaque trajet. La troisième colonne donne le temps de parcours pour réaliser le trajet. La quatrième colonne indique les conditions initiales et finales pour les différents trajets, en sachant que la position initiale dépendra de la position à laquelle le tramway s'arrêtera. Enfin, les 3 dernières colonnes donnent respectivement le nombre de changements de limitations de vitesse, le nombre de modifications du profil de la voie et les caractéristiques du parcours à savoir la position, la valeur de la limitation de vitesse, la valeur de la position et la référence du profil de la voie. La Figure 25 représente et modélise les différents trajets à réaliser.

Tableau 14 : Caractéristiques du parcours

	Distance (en m)	Temps pour réaliser le parcours en (s)	Conditions initiales et finales pour réaliser le parcours	Nombre de changement de vitesse	Nombre de modification du profil de la voie	Caractéristiques du parcours $(P_{v_{Max}} (en m); v_{Max} (en m/s); P'_i(en m) i'(sans unité exprimé en ‰)$
Trajet 1	210	55	$P_{0} = 140 m;$ $v_{0} = 0 m/s;$ $F_{0} = 0 N;$ $P_{f} = 350 m;$ $v_{f} = 0 m/s;$ $F_{f} = 0 N;$	0	0	$P_{v_{Max}} = []$ $v_{Max} = [9.722]$ $P'_{i} = []$ $i' = [0]$
Trajet 2	615	130	$P_{0} = 350 m;$ $v_{0} = 0 m/s;$ $F_{0} = 0 N;$ $P_{f} = 965 m;$ $v_{f} = 0 m/s;$ $F_{f} = 0 N;$	2	5	$P_{v_{Max}} = [546; 729;]$ $v_{Max} = [9.722; 4.167; 6.944]$ $P'_i = [490; 540; 606.5; 615.1; 705]$ $i' = [0; 0.02; -0.02; 0; 0.0251; 0]$
Trajet 3	461	65	$P_{0} = 965 m;$ $v_{0} = 0 m/s;$ $F_{0} = 0 N;$ $P_{f} = 1426 m;$ $v_{f} = 0 m/s;$ $F_{f} = 0 N;$	1	2	$P_{v_{Max}} = [1035]$ $v_{Max} = [6.944; 13.889;]$ $P'_{i} = [1165; 1265]$ $i' = [0; 0.00487; 0]$
Trajet 4	445	70	$\begin{array}{c} P_{0} = 1426 \ m; \\ \upsilon_{0} = 0 \ m/s; \\ F_{0} = 0 \ N; \\ P_{f} = 1871 \ m; \\ \upsilon_{f} = 0 \ m/s; \\ F_{f} = 0 \ N; \end{array}$	1	2	$P_{v_{Max}} = [1440]$ $v_{Max} = [13.889; 8.333]$ $P'_{i} = [1465; 1565]$ $i' = [0; 0.000483; 0]$
Trajet 5	524	60	$P_{0} = 1871 m;$ $v_{0} = 0 m/s;$ $F_{0} = 0 N;$ $P_{f} = 2395 m;$ $v_{f} = 0 m/s;$ $F_{f} = 0 N;$	1	2	$P_{v_{Max}} = [1876]$ $v_{Max} = [8.333; 13.889]$ $P'_{i} = [1965; 2015]$ $i' = [0; 0.00287; 0]$



Figure 25 : Parcours réalisé lors de l'expérimentation

La prochaine partie présente l'IHM commune aux trois systèmes d'aide étudiés lors de l'expérimentation.

c. L'Interface Homme-Machine (IHM)

Au cours de la tâche de conduite, les sujets ont réalisé la poursuite d'une consigne affichée d'écoconduite. Cette consigne a été calculée dans le contrôleur de l'EDAS, de l'EDAS+OH ou du SECAAC et transmise à l'aide de l'IHM présenté dans cette partie.

L'IHM transmet la consigne affichée grâce à un dispositif afficheur tête haute [Head Up Display (HUD)]. L'avantage de ce dispositif est de permettre au conducteur d'obtenir l'information d'éco-conduite sans quitter du regard la voie (Y. C. Liu & Wen, 2004). Le second avantage est de réduire la charge de travail du conducteur au cours de la tâche de conduite (Davies, Thorley, Thomas, & Gibson, 2012; Oppenheim et al., 2010) et de permettre de détecter un danger une seconde plus rapidement par rapport à une conduite sans HUD (Y. C. Liu & Wen, 2004).

L'interface réalisée se veut simple et intuitive pour le conducteur. Elle est composée de 5 objets permettant de conseiller le conducteur et de l'informer de la vitesse du tramway (cf. Figure 26). Le premier objet est une barre qui permet de représenter la plage de fonctionnement du tramway. Sur cette barre, la position neutre du manipulateur de conduite est indiquée par un trait noir. La position neutre est la position à laquelle le manipulateur de conduite revient seul naturellement lorsque la position du manipulateur est positive (la commande appliquée est au-dessus de la position neutre). Lorsque le manipulateur est à la position neutre, le tramway avancera selon son inertie.

La position courante du manipulateur de conduite est représentée par un cadre rouge et jaune afin de faciliter sa visibilité quel que soit l'environnement. L'objectif est de faire translater la position du manipulateur dans le cadre vert qui est la consigne d'éco-conduite transmise au conducteur. L'erreur tolérée du cadre de la consigne d'éco-conduite est de 10% ce qui représente environ 5° de rotation du manipulateur de conduite. Enfin, l'interface informe le conducteur de la vitesse actuelle du tramway. Le rendu de l'interface HUD sur le simulateur de conduite est donné sur la Figure 27.

Sur l'interface tête basse [Head Down Display (HDD)], la vitesse du tramway ainsi que les informations générales sur l'état du tramway sont données au conducteur. Cette interface est semblable au tableau de bord du tramway Citadis de la société Alstom en circulation dans le valenciennois.



Figure 26 : Interface Homme-Machine de l'afficheur tête haute (HUD : Head Up Display)



Figure 27 : Rendu de l'interface Homme-Machine sur le simulateur de conduite au cours de l'expérimentation

L'IHM (cf. Figure 27) présentée est commune aux trois systèmes d'aide à l'éco-conduite. Dans la prochaine partie, le déroulement de l'expérimentation est présenté.

d. Déroulement de l'expérimentation

Cette dernière campagne expérimentale a été réalisée sur 14 sujets jouant le rôle de conducteur de tramway. Les sujets étaient des conducteurs français et étrangers sans expérience de conduite dans le

domaine ferroviaire. L'IHM pour les trois systèmes d'aide à l'éco-conduite est identique. L'expérimentation s'est décomposée en 3 phases.

- Durant la première, une présentation du simulateur de conduite est réalisée. Les sujets sont amenés à s'entrainer à la conduite de tramway. Au cours de la phase d'apprentissage, les sujets apprennent à tractionner et à stopper le tramway. Les sujets ont également dû s'habituer à la VACMA (Veille Automatique à Contrôle de Maintien d'Appui) qui équipe les transports guidés ferroviaires. Le trajet sur lequel les sujets réalisent la phase d'apprentissage est différent de celui réalisé au cours de l'expérimentation durant lequel les conducteurs seront amenés à suivre une consigne d'éco-conduite. Les conducteurs ne sont pas formés à l'utilisation des différents systèmes. En effet une utilisation répétée des systèmes lors d'une formation aurait entrainé un apprentissage de l'éco-conduite pouvant influencer les résultats. Il est important que chaque conducteur développe son propre style de conduite et ne prenne pas l'habitude du système afin que la tâche principale reste la conduite et non pas l'écoconduite.
- Au cours de la deuxième phase, Les sujets effectuent une tâche de conduite durant laquelle leur objectif secondaire est la poursuite de la consigne affichée transmise à l'aide d'une interface HUD (Head Up Display). Les sujets effectuent 3 fois le parcours présenté dans la précédente section. Les 3 étapes de l'expérimentation sont résumées dans la Figure 28:
 - La première passe du parcours (i.e., étape 1) est réalisée avec un des trois systèmes d'aide à la conduite (EDAS, EDAS+OH ou SECAAC) et le conducteur n'avait aucune interaction avec l'environnement.
 - Lors du second passage sur le parcours (i.e., étape 2), l'environnement de conduite considéré interagissait avec le sujet. Des piétons ainsi que des automobilistes empruntaient les voies du tramway (cf. Figure 29). Les sujets utilisaient alors un autre système d'aide à l'éco-conduite que celui utilisé dans la première passe.
 - Au troisième passage (i.e., étape 3), l'environnement de conduite était mixte. Le sujet utilisait le dernier système d'aide qu'il n'avait pas utilisé.

			Ordre d'utilisation des systèmes d'aide Sujets*						
	Trafic**								
		1; 7	2; 8	3; 9	4; 10	5; 11	6; 12		
Etape 1	non	EDAS	EDAS	EDAS+OH	EDAS+OH	SECAAC	SECAAC		
Etape 2	oui	EDAS+OH	SECAAC	EDAS	SECAAC	EDAS	EDAS+OH		
Etape 3	mixte	SECAAC	EDAS+OH	SECAAC	EDAS	EDAS+OH	EDAS		
* Si l'un des 12 sujets est dans l'incapacité de réaliser les 3 étapes alors les sujets 13 et 14 réaliseront sa mission									
•• oui: piétons et automobilistes traverseront la voie du tramway non: Il n'y a pas d'interaction avec les piétons et les automobilistes									

Figure 28 : Etapes du protocole expérimental



Figure 29 : Exemple d'interaction avec l'environnement

Durant les phases de conduite, une base de données stockera toutes les informations nécessaires à la comparaison de l'impact des systèmes d'aide sur les performances du conducteur. Par exemple, les données sauvegardées concernent les données issues des systèmes d'aide (*i.e.* position calculée du tramway, vitesse à atteindre, consigne d'éco-conduite affichée, etc.), des données issues du conducteurs (*i.e.*, temps réalisé par trajet, commande en accélération ou décélération, etc.) et des données issues du tramway (sa vitesse, sa position, sa limitation de vitesse, etc.). A partir de ces données mesurées et calculées, la performance relative au respect des consignes affichées et implicites d'éco-conduite par système d'aide et par trajet est réalisée. A partir des résultats, on évalue la capacité du SECAAC à améliorer la performance d'éco-conduite des conducteurs.

2. Résultats

Dans le cadre de cette étude, les résultats de suivi de la consigne affichée et de la consigne implicite d'éco-conduite ont été retenus pour 12 conducteurs sur 14. Deux des conducteurs n'ont pas eu la possibilité de réaliser la totalité du parcours. Le premier car il n'a pas supporté la simulation de conduite. Le second à cause d'un problème technique.

Les résultats sont présentés en 4 parties. La première partie concerne l'étape 1 de l'expérimentation durant laquelle les sujets conduisaient le tramway dans un environnement où il n'y avait pas d'affluence du trafic. La deuxième et la troisième parties correspondent respectivement aux étapes 2 et 3. Enfin la quatrième partie est une étude globale sur la performance de poursuite de la consigne et du profil d'éco-conduite pour les 3 systèmes d'aide. La répartition de ces parties permet d'évaluer en fonction des conditions de trafic, les performances des sujets en fonction du système d'aide à la conduite utilisé.

Pour chaque système, un tableau de performance a été réalisé afin d'analyser statistiquement l'efficacité des systèmes, la moyenne, l'écart type et la médiane des performances de poursuite de chaque série.

Les résultats sont présentés sous forme de tableau (cf. Tableau 15, Tableau 16, Tableau 17, Tableau 18, Tableau 19, Tableau 20, Tableau 21 et Tableau 22) qui est composé de 4 colonnes. La première colonne présente ce qui a été étudié, les résultats obtenus pour les systèmes EDAS, EDAS+OH et SECAAC sont notés respectivement dans les colonnes EDAS, EDAS+OH et SECAAC du tableau. Dans ce tableau, la moyenne, l'écart type et la médiane des performances de poursuite de la consigne affichée ou de la consigne implicite sont donnés. La moyenne et la médiane sont comparées dans un premier temps par rapport aux résultats obtenus pour la conduite assistée par le système EDAS et dans un second temps aux résultats obtenus lors de la conduite assistée par le système EDAS+OH. Si la performance de poursuite est améliorée alors le résultat obtenu sera positif. Le résultat est donné en pourcentage.

À partir de la moyenne (*m*) et de l'écart type (σ), des intervalles ont été définis. Ainsi pour chaque système étudié (EDAS, SECAAC et EDAS+OH), les valeurs suivantes ont été calculées : $m - \sigma$; $m + \sigma$; $m - 2\sigma$; $m + 2\sigma$; $m - 3\sigma$; $m + 3\sigma$.

Pour chaque série, 6 valeurs sont ainsi obtenues, ce qui donne 18 valeurs au total pour les trois systèmes.

Ces 18 valeurs rangées dans l'ordre croissant donnent ainsi les intervalles de performances pour représenter la répartition statistique des fréquences de performances de poursuite. (cf. Figure 30, Figure 31, Figure 32, Figure 33, Figure 34, Figure 35, Figure 36, Figure 37)

Ainsi, l'étude de ces courbes donne une indication sur le système considéré comme le plus performant selon la situation d'étude.

En effet, l'allure de la courbe permet de conclure sur l'efficacité d'un système par rapport aux autres. Le système dont la courbe est le plus à droite nous indique que les performances sont proches de 1 (ce qui correspond au suivi parfait de la consigne). De plus, l'endroit où la courbe est la plus haute, nous indique l'intervalle de performance qui a été atteint le plus grand nombre de fois. Ainsi, on peut donc en déduire que le système le plus efficace sera celui donc la courbe admet un pic de fréquence haut et le plus à droite possible.

La partie suivante présente les résultats obtenus lors de l'étape 1.

a. Etude de la performance de poursuite en fonction du système d'aide sans affluence du trafic (Etape 1)

La performance des systèmes a été évaluée en fonction 1) de l'erreur entre la consigne affichée d'éco-conduite et la commande appliquée par le conducteur et 2) de l'erreur entre la consigne implicite et la commande appliquée par le conducteur.

La performance de poursuite de la consigne affichée en fonction du système d'aide est réalisée pour un parcours où le conducteur a conduit le tramway dans un environnement sans affluence du trafic. Les sujets, utilisant le système EDAS, obtiennent les meilleures performances de poursuite de la consigne affichée (cf. Tableau 15).

La performance de poursuite de la consigne affichée lors de l'utilisation du SECAAC par rapport au système EDAS est réduite de 6% si l'on compare la moyenne et de 9% lorsque les médianes sont comparées (Tableau 15). La dégradation de la performance de poursuite de la consigne affichée s'observe également lorsque le conducteur est assisté par le système EDAS+OH par rapport à une conduite où le conducteur est assisté par le système EDAS.

De plus, la performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite du SECAAC par rapport au système EDAS+OH est améliorée de 19% (Tableau 15).

	EDAS	EDAS+OH	SECAAC	
Moyenne	0,76	0,58	0,72	
Ecart type	0,18	0,26	0,16	
Médiane	0,85	0,64	0,78	
Comparaison de				
la moyenne par	-	-31%	-6%	
rapport à l'EDAS				
Comparaison de				
la moyenne par	2.40/	-	19%	
rapport à	2470			
l'EDAS+OH				
Comparaison de				
la médiane par	-	-33%	-9%	
rapport à l'EDAS				
Comparaison de				
la médiane par	25%		19%	
rapport à	2370	-	TO/0	
l'EDAS+OH				

Tableau 15 : tableau d'étude de la performance de poursuite de la consigne affichée

La Figure 30 modélise la fréquence des performances obtenues en fonction des systèmes d'aide. Il est forcé de constater que les meilleures performances sont obtenues pour la conduite assistée par système EDAS. En effet, les performances obtenues avec ce système sont plus proches de 1 qui est la valeur atteinte lorsque la consigne est parfaitement suivie. Même si le pic est plus élevé pour le SECAAC, lorsqu'on combine les deux critères qui nous intéressent (le pic le plus haut et le plus à droite possible), on constate que l'EDAS est plus efficace que le SECAAC dans la globalité de la courbe. Le second constat est que la performance de poursuite de la consigne affichée concentre le plus grand nombre de conducteur ayant des performances comprises entre 0.8 et 0.9 lorsqu'ils sont assistés par le système EDAS. (Cf. Figure 30).



Figure 30 : Graphique des fréquences de la performance de poursuite de la consigne affichée sans affluence du trafic (étape 1)

Néanmoins la performance de poursuite de la consigne implicite ne confirme par les résultats présentés précédemment. Le système permettant la meilleure performance de poursuite consigne implicite est le SECAAC qui permet d'améliorer de 6% la performance par rapport au système EDAS et de 12% par rapport au système EDAS+OH (cf. Tableau 16) (comparaison effectuée sur la moyenne). L'auto-adaptation du SECAAC permet d'améliorer la performance d'éco-conduite du conducteur malgré une performance de poursuite de la consigne affichée inférieure à celle obtenue par les conducteurs assistés par les systèmes EDAS. L'utilisation des paramètres du modèle conducteur dans le processus de calcul de la consigne affichée permet de minimiser l'écart entre la consigne implicite et la commande appliquée par le conducteur. Le conducteur a par conséquent amélioré sa performance d'éco-conduite en approchant son comportement à un système d'éco-conduite implémenté dans un véhicule automatisé.

	EDAS	EDAS+OH	SECAAC
Moyenne	0,76	0,71	0,81
Ecart type	0,18	0,14	0,12
Médiane	0,85	0,72	0,86
Comparaison de			
la moyenne par	-	-7%	6%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la moyenne par	7%		17%
rapport à	770	-	1270
l'EDAS+OH			
Comparaison de			
la médiane par	-	-18%	1%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la médiane par	150/		160/
rapport à	10%	-	10%
l'EDAS+OH			

Tableau 16 : tableau d'étude de la performance de poursuite de la consigne implicite

La Figure 31 confirme les résultats observés dans le Tableau 16 en concentrant à la fois le plus de conducteur ayant des performances comprises entre 0.85 et 0.95 lorsque le conducteur est assisté par le SECAAC par rapport aux autres systèmes d'aide étudiés.



Figure 31 : Graphique des fréquences de la performance de poursuite de la consigne implicite sans affluence trafic (étape 1)

Le SECAAC permet d'améliorer la performance de poursuite de la consigne implicite d'écoconduite, grâce à l'identification des paramètres K, T_m et τ permettant de caractériser le comportement du conducteur au cours de la tâche de conduite. L'EDAS+OH ne permet pas d'améliorer la performance de suivi du conducteur de la consigne implicite par rapport à une conduite assistée par un EDAS par le fait que les paramètres caractérisant le comportement du conducteur dans le processus de calcul sont fixes. L'amélioration de la performance de poursuite de la consigne implicite lorsque le conducteur est assisté par le SECAAC est de 6% par rapport à la conduite assistée par un EDAS. Pourtant, l'identification des paramètres du modèle conducteur ont réduit la performance de poursuite de la consigne affichée par rapport au système EDAS de 6%. Cette dégradation semble être due à l'intégration des paramètres caractérisant le comportement du conducteur car la performance de poursuite de la consigne affichée lorsque le conducteur est assisté par le système EDAS+OH est également réduite par rapport à la conduite assistée par le système EDAS.

La poursuite d'une consigne d'éco-conduite affiché calculée par un EDAS semble plus facile dans le cadre de la conduite d'un tramway dans un environnement sans affluence du trafic. Pourtant, L'utilisation d'un SECAAC qui s'auto-adapte au comportement du conducteur est satisfaisant malgré une diminution de la performance de 6% de la poursuite de la consigne affichée par rapport au système EDAS. Il permet d'améliorer la performance de poursuite de la consigne implicite de 6%. Le conducteur a donc plus éco-conduit lors de l'utilisation du SECAAC par rapport à un conducteur étant assisté par un EDAS.

Dans la prochaine partie l'étude de la performance de poursuite est réalisée pour la deuxième étape du protocole expérimental.

b. Etude de la performance de poursuite en fonction du système d'aide avec affluence du trafic (Etape 2)

Dans cette partie, l'étude réalisée est identique à la précédente mais dans un environnement où la conduite du conducteur est perturbée par le trafic routier et les piétons.

La performance de poursuite de la consigne affichée en fonction du système d'aide est réalisée pour un parcours où les sujets ont conduit le tramway dans un environnement où ils ont interagi tout au long du parcours avec des automobilistes et des piétons. La performance de poursuite de la consigne affichée ne semble pas améliorée pour chacun des systèmes d'aide par rapport à un autre. Il est toutefois possible de considérer que la meilleure performance de poursuite est réalisée lorsque le conducteur est assisté par le système SECAAC. En effet, le SECAAC améliore la performance de poursuite des sujets de 6% par rapport à un conducteur assisté par un système EDAS et de 3% par rapport à un système EDAS+OH si on compare leurs médianes (cf. Tableau 17). Contrairement à la précédente partie, la performance de poursuite de la consigne affichée est améliorée lorsque le conducteur est assisté par un système EDAS+OH par rapport à une conduite assistée par le système EDAS lorsque les médianes sont comparées.

Globalement, la performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite est dégradée lorsque le sujet conduit dans un environnement ayant du trafic. Alors que la performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite avoisinait les 76% lorsque le conducteur était assisté par l'EDAS, sa performance de
poursuite au cours de la seconde phase est réduite à 67% (Tableau 15) soit une baisse significative de 14%. Néanmoins la performance de poursuite de cette consigne est sensiblement proche des précédents résultats lorsque le conducteur est assisté par le système SECAAC. On peut penser que le SECAAC permet d'obtenir des performances satisfaisantes et ce de manière homogène quel que soit l'environnement de conduite.

	EDAS	EDAS+OH	SECAAC
Moyenne	0,67	0,67	0,68
Ecart type	0,21	0,23	0,22
Médiane	0,69	0,72	0,74
Comparaison la			
moyenne par	-	0%	1%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de		-	1%
la moyenne par	0%		
rapport à			
l'EDAS+OH			
Comparaison la			
médiane par	-	4%	7%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de	-4%		
la médiane par		_	3%
rapport à		-	570
l'EDAS+OH			

Tableau 17 : Tableau de comparaison des performances de poursuite de la consigne affichée de la phase 2

Conformément aux résultats présentés dans la précédente partie, les systèmes d'aide permettent de concentrer les performances de poursuite de la consigne affichée d'éco-conduite. Le SECAAC concentre plus de conducteur à la droite du graphique par rapport au système EDAS+OH, lui-même plus efficace que l'EDAS.



Figure 32 : Graphique des fréquences de la performance de poursuite de la consigne affichée avec affluence du trafic (étape 2)

Le système permettant la meilleure performance de poursuite de la consigne implicite est le SECAAC qui permet d'améliorer de 18% la performance par rapport au système EDAS et de 7% par rapport au système EDAS+OH (cf. Tableau 18) (comparaison effectuée sur la moyenne). Le SECAAC permet d'obtenir des performances de poursuite de la consigne implicite sensiblement identique par rapport à la conduite réalisée sans affluence du trafic. Ce qui conforte l'hypothèse émise qui est que le SECAAC permet d'obtenir des performances satisfaisantes et ce de manière homogène quel que soit l'environnement de conduite. Contrairement à la précédente partie, les sujets ayant réalisé le parcours avec l'EDAS+OH ont une meilleure performance que les sujets assistés par le système EDAS. La performance de poursuite de la consigne implicite est meilleure de 9% pour les conducteurs assistés par l'EDAS+OH par rapport au système EDAS.

Tableau 18 : Tableau de comparaison des performances de poursuite de la consigne implicite de la phase 2

	EDAS	EDAS+OH	SECAAC
Moyenne	0,67	0,76	0,82
Ecart type	0,21	0,10	0,09
Médiane	0,69	0,76	0,83
Comparaison la			
moyenne par	-	12%	18%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la moyenne par	-13%	_	7%
rapport à	-1370		770
l'EDAS+OH			
Comparaison la			
médiane par	-	9%	17%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la médiane par	-10%	_	8%
rapport à	-10/0	-	670
l'EDAS+OH			

Contrairement à la performance de poursuite de la consigne affichée d'éco-conduite, le système EDAS ne permet pas de concentrer dans la même plage de fréquence la performance de poursuite de la consigne implicite (cf. Figure 33). L'EDAS+OH permet de concentrer les performances des conducteurs dans la même plage de performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite. Néanmoins le SECAAC permet une augmentation de la performance de la poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite de 7% si on compare la moyenne et de 8% si on compare la médiane par rapport au système EDAS+OH.



Figure 33 : Graphique des fréquences de la performance de poursuite de la consigne implicite avec affluence du trafic (étape 2)

Le trafic impacte la performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite réduisant la performance de la poursuite du profil d'accélération d'éco-conduite lorsque le conducteur est assisté par un système EDAS par rapport à l'évolution du véhicule dans un environnement sans affluence du trafic. Cette réduction de la performance de poursuite de la consigne affichée et de la consigne implicite d'éco-conduite pourrait s'expliquer par l'augmentation de l'attention du conducteur sur l'environnement. Le conducteur n'aurait donc pas la capacité de suivre correctement la consigne d'éco-conduite et suivrait donc l'évolution de celle-ci sans pour autant l'atteindre. La performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite avec l'EDAS+OH est améliorée. L'intégration des paramètres humains semble aider à l'amélioration des performances de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite. Cette hypothèse est confirmée par les résultats obtenus lorsque le conducteur est assisté par le SECAAC. Le SECAAC permet au conducteur d'améliorer sa performance d'éco-conduite grâce à l'amélioration de la poursuite de la consigne implicite. De plus, on observe une constance des résultats ce qui n'est pas observée lorsque les conducteurs sont assistés par l'EDAS ou l'EDAS+OH. L'homogénéité des résultats est un indicateur de performance non négligeable. Dans la partie suivante l'étude est réalisée dans un environnement mixte. Les résultats obtenus par le système SECAAC seront également observés afin de valider l'hypothèse émise dans cette partie.

c. Etude de la performance de poursuite en fonction du système d'aide pour une affluence du trafic mixte (Etape 3)

Dans les précédentes parties, le SECAAC admet les meilleures performances de poursuite de la consigne implicite. La consigne implicite est pour rappel la commande attendue par le système d'aide si le véhicule était autopiloté. Tandis que la consigne affichée correspond à la consigne intégrant le comportement du conducteur dans le processus de calcul de l'EDAS+OH et du SECAAC. L'étude précédente émet l'hypothèse que le SECAAC permet d'homogénéiser les performances de poursuite des consignes affichées et implicite des conducteur. Dans cette partie, l'étude de la performance de poursuite des consignes affichée et implicite est réalisée. L'étude est réalisée dans un environnement mixte (Alternance de zone avec affluence du trafic et sans affluence du trafic).

Il est difficile dans cette étude de définir quel est le système d'aide qui permet de mieux suivre la consigne affichée d'éco-conduite. Lorsqu'on observe la moyenne, l'EDAS+OH semble permettre les meilleures performances de poursuite tandis que si l'on observe la médiane c'est l'EDAS qui permet les meilleures performances (cf. Tableau 19). Néanmoins l'écart-type des performances de poursuite de la consigne affichée de la poursuite est le plus faible pour le système EDAS+OH. Par conséquent, l'EDAS+OH permet d'obtenir la meilleure performance de la poursuite de la consigne d'éco-conduite.

De nouveau, lorsque les moyennes et les médianes du SECAAC sont comparées aux précédents résultats obtenus, il est constaté que les performances de poursuite de la consigne d'éco-conduite sont équivalentes. Les systèmes EDAS et EDAS+OH ne permettent pas l'obtention de résultats de poursuite de la consigne affichée homogènes contrairement au SECAAC.

Tableau 19 : Tableau de comparaison des performances de poursuite de la consigne affichée de la phase 3

	EDAS	EDAS+OH	SECAAC
Moyenne	0,70	0,76	0,69
Ecart type	0,19	0,09	0,23
Médiane	0,79	0,74	0,73
Comparaison la			
moyenne par	0%	8%	-1%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la moyenne par	-9%	0%	-10%
rapport à	570	070	1070
l'EDAS+OH			
Comparaison la			
médiane par	0%	-6%	-8%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la médiane par	6%	0%	-1%
rapport à	070	070	170
l'EDAS+OH			

Les systèmes EDAS+OH et EDAS concentrent les fréquences dans la même plage de performance de la poursuite de la consigne affichée, ce qui n'est pas le cas du SECAAC (cf. Figure 34).





Cependant le SECAAC présente les meilleures performances de poursuite de la consigne implicite (cf. Tableau 20). Les résultats obtenus sont homogènes aux précédents. Le système EDAS+OH semble s'approcher des performances du SECAAC mais l'observation de la fréquence des performances de suivi de la consigne implicite démontre que le SECAAC permet de concentrer les résultats en deux plages de performance. La première est identique à celle de l'EDAS+OH, la seconde où la performance de poursuite de la consigne implicite des sujets avoisine les 93%. (Figure 35)

	EDAS	EDAS+OH	SECAAC
Moyenne	0,70	0,80	0,82
Ecart type	0,19	0,09	0,12
Médiane	0,79	0,81	0,86
Comparaison la			
moyenne par	0%	8%	14%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la moyenne par	_1/10/	0%	20/
rapport à	-1470	070	270
l'EDAS+OH			
Comparaison la			
médiane par	0%	1%	8%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la médiane par	-7%	0%	6%
rapport à	-2/0	070	070
l'EDAS+OH			

Tableau 20 : Tableau de comparaison des performances de poursuite de la consigne implicite de la phase 3



Figure 35 : Graphique des fréquences de la performance de poursuite de la consigne implicite où l'affluence du trafic est mixte (étape 3)

Le SECAAC permet pour une configuration mixte de l'affluence du trafic les meilleures performances de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite sans pour autant dégrader la performance de poursuite de la consigne affichée d'éco-conduite par rapport aux résultats obtenus lors des étapes 2 et 3. La constance des résultats obtenus en fait le meilleur système d'aide à l'éco-conduite par rapport au système EDAS et le système EDAS+OH. La partie suivante compare les performances entre les trois systèmes sans distinction des étapes 1, 2, 3.

d. Etude de la performance de poursuite en fonction du système d'aide (Résultat global)

Dans cette partie, les performances de poursuites des consignes affichées et implicites des sujets assistés par les systèmes EDAS, EDAS+OH et SECAAC sont comparées pour la totalité de l'expérimentation. Le premier constat pouvant être établi est que la performance de poursuite de la consigne affichée est équivalente lorsque les sujets sont assistés par les différents systèmes d'aide. Néanmoins, l'EDAS admet les meilleures performances en termes de poursuite de la consigne d'éco-conduite si l'on observe la médiane et la moyenne. Toutefois, le SECAAC admet des performances très proches et homogènes aux précédents résultats observés, ce qui n'est pas le cas de l'EDAS et l'EDAS+OH. Le système EDAS + OH est quant à lui le système dont la performance de poursuite de la consigne affichée des sujets est la moins bonne.

Tableau 21 : Tableau de comparaison des performances de poursuite de la consigne affichée générale

	EDAS	EDAS+OH	SECAAC
Moyenne	0,71	0,68	0,70
Ecart type	0,20	0,22	0,19
Médiane	0,78	0,72	0,76
Comparaison la			
moyenne par	-	-4%	-1%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la moyenne par	1%	_	3%
rapport à	470	_	570
l'EDAS+OH			
Comparaison la			
médiane par	-	-8%	-3%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la médiane par	8%	_	5%
rapport à	070	_	570
l'EDAS+OH			

L'observation de la Figure 36 ne permet pas de confirmer que le système EDAS permet d'améliorer significativement les performances de poursuites de la consigne affichée par rapport au système SECAAC.



Figure 36 : Graphique des fréquences de la performance de poursuite de la consigne affichée (cas général)

Bien que l'étude de la performance de poursuite de la consigne affichée d'éco-conduite mette en avant que le système EDAS permet les meilleures performances en termes de suivi, le Tableau 22 réfute l'hypothèse que l'EDAS admet les meilleures performances de la poursuite de la consigne implicite. Le SECAAC est le meilleur système pour permettre le suivi de la consigne implicite qui correspond à la commande calculée par un EDAS qui transmettrait la consigne calculée directement au tramway. La moyenne et la médiane les plus fortes sont observées pour le SECAAC et l'écart-type le plus faible pour le SECAAC. De plus, la réalisation d'un EDAS intégrant un modèle conducteur-véhicule qui ne varie pas ne permet pas d'améliorer la performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite par rapport à un EDAS n'intégrant que le modèle véhicule. L'EDAS+OH est donc le système le moins adapté pour assister le conducteur à poursuivre la consigne implicite.

	EDAS	EDAS+OH	SECAAC
Moyenne	0,71	0,76	0,81
Ecart type	0,20	0,12	0,11
Médiane	0,78	0,76	0,86
Comparaison la			
moyenne par	-	7%	12%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la moyenne par	-7%	_	6%
rapport à	-770	_	070
l'EDAS+OH			
Comparaison la			
médiane par	-	-3%	9%
rapport à l'EDAS			
Comparaison de			
la médiane par	3%	_	12%
rapport à	570		12/0
l'EDAS+OH			

Tableau 22 : Tableau général de comparaison des performances de poursuite de la consigne implicite

La figure 37 démontre que le SECAAC concentre les performances de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite et confirme que le SECAAC est le système dont les performances de poursuite de la consigne implicite sont les meilleures. Les résultats obtenus sont sensiblement identiques et ce pour toutes les configurations d'affluence du trafic proposées dans cette étude. Le SECAAC permet d'homogénéiser les performances de poursuite ce qui en fait un système intéressant.



Figure 37 : Graphique des fréquences de la performance de poursuite de la consigne implicite (cas général)

L'intégration du modèle neuromusculaire du conducteur dans le système d'aide à l'écoconduite ne permet pas lorsque les paramètres sont fixes (EDAS+OH) d'améliorer les performances de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite des conducteurs par rapport à un système EDAS lorsque l'affluence du trafic est mixte. Néanmoins, il est constaté au cours de cette étude que le système SECAAC améliore significativement la performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite par rapport à un EDAS classique. L'identification des paramètres du modèle conducteur avec le SECAAC permet au système de s'auto-adapter au comportement du conducteur : malgré une performance de poursuite de la consigne affichée de l'ordre de 0.70, la poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite est en moyenne de 0.81 et ce quel que soit l'affluence du trafic.

Conclusion

Dans ce chapitre, l'étude de la performance de poursuite du profil d'accélération d'écoconduite a été réalisée. Cela a permis d'établir le type de système d'éco-conduite qui serait le plus adéquat pour aider le conducteur à améliorer sa performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite.

La première section s'est consacrée à la présentation du protocole expérimental de cette étude. La transmission de la consigne affichée d'éco-conduite est une information de type visuelle qui a été calculée par le contrôleur du système d'aide. L'objectif du conducteur était de suivre cette consigne au cours d'une tâche de conduite réalisée sur un simulateur de conduite. L'expérimentation s'est réalisée en deux phases : la première était une phase d'apprentissage de conduite du tramway ; la seconde la réalisation d'un même parcours effectué sans affluence du trafic lors de la première étape, avec affluence du trafic pour la deuxième étape et la troisième étape où le trafic était mixte.

La succession de ces 3 étapes a mis en avant les avantages du SECAAC qui sont sa capacité à permettre pour les différents sujets des performances plus élevées en termes de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite malgré une dégradation de suivi de la consigne affichée d'éco-conduite. Le fait que le conducteur ignore sa performance de poursuite de la consigne implicite diminue le risque de rejet du système d'aide suite à une mauvaise performance. L'intégration des paramètres humains permet d'améliorer les performances de poursuite du conducteur lorsque l'environnement interagit avec lui. L'identification en ligne de paramètres du modèle conducteur permet de conserver la performance de poursuite de la consigne implicite quel que soit l'état du trafic. Ce que l'EDAS et l'EDAS+OH ne permettent pas et pour lesquels les performances sont réduites.

Dans le chapitre suivant nous concluons les travaux de thèse et proposons les solutions pouvant améliorer le fonctionnement du système SECAAC ou étendre ses fonctions.

Conclusions et perspectives

Conclusions et perspectives

Le manuscrit de thèse a présenté une synthèse pour la conception d'un Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur. Cette discussion s'attache à résumer le contenu des chapitres de la thèse et développer une liste des perspectives relatives.

Les points à retenir du premier chapitre de la thèse sont :

- La consommation d'énergie est dépendante des forces résistives à l'avancement du véhicule. Afin de réduire ces forces résistives, la conception de véhicules plus légers et aérodynamiques est réalisée. Malgré la conception de système moins énergivore, la consommation dépend également du style de conduite du conducteur. Des systèmes hybrides peuvent remédier à ce problème, mais leur efficacité est réduite du fait de l'augmentation de la masse des véhicules qui en sont équipés
- Afin de réduire la consommation d'énergie des conducteurs lorsqu'ils réalisent un trajet, des formations à l'éco-conduite sont proposées. L'avantage de ces formations est d'apprendre au conducteur les principes de l'éco-conduite qui reposent principalement sur l'anticipation du futur contrôle à réaliser et la modération de l'application de la commande. Néanmoins, les conducteurs cessent d'appliquer les principes de l'éco-conduite sur le long terme malgré une baisse de la consommation d'énergie de 20% par rapport à une conduite normale (en fonction du style de conduite initial du conducteur). Ceci s'explique par le fait que l'application de la consigne d'éco-conduite augmente la charge cognitive du conducteur et sa fatigue physique.
- La conception de système EDAS permet de réduire la charge cognitive du conducteur et de réduire sa fatigue physique par rapport à une éco-conduite réalisée sans système d'aide. L'inconvénient du système EDAS est qu'il calcule une consigne d'éco-conduite pour un système conducteur véhicule mais que le modèle utilisé pour calculer la consigne d'éco-conduite considère uniquement le véhicule, ce qui implique un écart entre la consigne affichée au conducteur et la commande appliquée.

Le deuxième chapitre propose de modéliser le système conducteur-véhicule dans le problème d'optimisation du contrôle de la consommation d'énergie. Les modèles fonctionnels ont une architecture proche d'un système d'aide à l'éco-conduite mais ne permettent pas de modéliser tous les comportements du conducteur de par l'utilisation d'une base de données qui peut être incomplète ou indisponible. Les modèles Leader-Follower ne considèrent que le retard du conducteur. Or pour appliquer une commande, le conducteur a une dynamique musculaire et nécessite l'interprétation de la commande à réaliser. C'est pourquoi la modélisation du conducteur selon un modèle Mc Ruer est considérée dans le problème d'optimisation.

La contribution présentée dans le troisième chapitre est un système qui s'auto-adapte au comportement du conducteur pour calculer une consigne d'éco-conduite. En effet, le comportement du conducteur est variable au cours de la tâche de conduite. Il est donc nécessaire afin de minimiser l'erreur du conducteur lors du suivi de la consigne affichée d'éco-conduite, d'identifier les paramètres du modèle neuromusculaire utilisé pour modéliser le système conducteur-véhicule au cours de la tâche de conduite. La plage nominale de fonctionnement du SECAAC a été déterminée pour garantir son bon fonctionnement malgré l'évolution des paramètres du modèle conducteur dans le problème d'optimisation du contrôle. Enfin, afin de garantir une consigne affiché d'éco-conduite qui varie peu et améliore la performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite du conducteur, la fréquence d'identification et de mise à jour des paramètres du modèle conducteur est étudiée.

Dans le quatrième chapitre l'étude expérimentale réalisée sur le simulateur de conduite PSCHITT-Rail a été réalisée. Des conducteurs n'ayant pas d'expérience de la conduite de tramway ont réalisé une tâche de conduite dont la tâche secondaire était la poursuite de la consigne affichée d'écoconduite affichée sur un HUD. L'expérimentation a montré l'intérêt d'intégrer le SECAAC dans le poste de conduite de tramway. En effet le SECAAC permet d'homogénéiser et de garantir les meilleures performances de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite par rapport à un système EDAS intégrant ou n'intégrant pas le modèle du conducteur.

On constate que de nombreuses pistes de recherches peuvent être étudiées à l'issue de ces travaux. Une liste de perspectives liées au travail réalisé dans la thèse est proposée ci-dessous.

1) La réalisation d'un système EDAS multimodal

L'étude expérimentale réalisée dans le quatrième chapitre n'a pas été réalisée par des conducteurs professionnels. Au cours de cette étude, la transmission de l'information d'éco-conduite n'était transmise que via une seule modalité informationnelle (une modalité visuelle).

L'objectif du protocole expérimental proposé dans les perspectives d'étude est de déterminer l'impact de la modalité informationnelle sur la performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite de conducteurs professionnel de tramway. Afin de tester différentes modalités pour la transmission de la consigne affiché et/ou implicite d'éco-conduite, la variable indépendante considérée dans cette étude est la consigne implicite par le système d'aide. La consigne affichée d'écoconduite est transmise selon différentes modalités. Par exemple, la transmission de la consigne d'écoconduite du SECAAC pourra être affichée via un HUD mais également à partir d'une interface haptique ou sonore.

La performance de poursuite de la consigne implicite pour différentes configurations sera comparée afin de déterminer si la transmission multimodale de la consigne affichée d'éco-conduite permet d'améliorer la performance de poursuite de la consigne implicite d'éco-conduite lorsque le conducteur est assisté par un système SECAAC.

La deuxième perspective propose l'étude d'un SECAAC multicritère.

2) Proposition d'un SECAAC multicritère

Le chapitre III de la thèse a présenté le système SECAAC. Il est réalisé pour compenser l'erreur de poursuite de la consigne affichée d'éco-conduite dans le but d'améliorer la performance de suivi de la consigne implicite d'éco-conduite. Afin de compenser cette erreur, l'algorithme d'identification des paramètres du modèle conducteur est implémenté. Ainsi, le comportement du conducteur variable lors de la tâche de conduite (Macadam, 2003; Rachedi, 2015) peut être compensé. La variation du comportement du conducteur est due à l'évolution des facteurs humains tels que le niveau de fatigue, de vigilance, de charge de travail, d'attention, etc. impactant la performance de suivi du conducteur (Hermannstädter & Yang, 2012, 2013b). Néanmoins le comportement du conducteur est également lié à l'environnement dans lequel il réalise sa tâche de conduite. Le conducteur peut être amené à réaliser une tâche de poursuite de consigne d'éco-conduite et des tâches de sécurité (par exemple : l'arrêt du véhicule pour ne pas entrer en collision avec un obstacle sur réseau). Il est possible de supposer que l'identification de la cause de l'erreur humaine lors de la poursuite d'une consigne d'éco-conduite améliore la capacité du SECAAC à s'adapter au comportement du conducteur lié aux facteurs humains.

L'identification de la cause pour laquelle l'erreur de poursuite de la consigne d'éco-conduite est observée, pourrait être réalisée à partir de la méthode ACIH (Vanderhaegen, 2001; Zhang et al., 2004; Zhang, 2004) et de la modélisation BCD pour permettre une estimation du comportement durant la tâche de conduite. A partir du contexte environnemental et de l'erreur de poursuite de la consigne d'éco-conduite, on identifie si le comportement du conducteur est lié à la sécurité du système ou aux facteurs humains. En effet, cela permet de ne pas considérer la plage de valeurs enregistrées dans l'algorithme d'identification des paramètres du modèle lorsque le comportement est lié à la sécurité, car cela fausserait les données et réduirait la capacité du SECAAC à compenser l'erreur du conducteur liée aux facteurs humains.

La prochaine perspective propose la réalisation d'un système SECAAC coopératif.

3) La réalisation d'un SECAAC coopératif

La réalisation du SECAAC coopératif a pour objectif de conseiller le conducteur au cours de la tâche de conduite. Le développement du SECAAC en tant que système coopératif partageant le contrôle d'éco-conduite entre le conducteur et le véhicule peut être envisagé. Le système coopératif d'éco-conduite serait auto-adaptatif au comportement de l'opérateur lorsqu'il est utilisé pour conseiller le conducteur.

Bibliographie:

- ©-UIC-International-Union-of-Railways. (2002). Driving advice systems in suburban operation. Retrieved from http://www.railway
 - energy.org/tfee/index.php?ID=220&TECHNOLOGYID=76&SEL=210&EXPANDALL=3
- Abbink, D. a., Mulder, M., & Boer, E. R. (2011). Haptic shared control: smoothly shifting control authority? *Cognition, Technology & Work, 14*(1), 19–28. https://doi.org/10.1007/s10111-011-0192-5
- ADEME. (2009). *Guide de Formation à l'éco-conduite. Enjeux, témoignages, méthodes*. (ADEME & G. La Poste, Eds.). Retrieved from http://www.ademe.fr/guide-formation-a-leco-conduite
- ADEME/PREDIT. (2009). Développement d'un système embarqué d'aide à l'éco-conduite pour les véhicules du futur. Retrieved from http://www.ademe.fr/developpement-dun-systeme-embarque-daide-a-leco-conduite-vehicules-futur
- Albrecht, A., Coleman, D., Howlett, P., Pudney, P., Stoltz, C., & Vu, X. (2009). Using simulation to assess the benefits of energy-efficient driving strategies. Retrieved from http://www.researchgate.net/publication/242020716_Using_simulation_to_assess_the_benefits_of_energy-efficient_driving_strategies/file/9c96051cbfc3ec0bd7.pdf
- Albrecht, A., Koelewijn, J., & Pudney, P. (2011). Energy-efficient recovery of delays in a rail network. In Australasian Transport Research Forum 2011 Proceedings 28 - 30 September 2011, Adelaide, Australia. Adelaide, Australia. Retrieved from

http://www.atrf.info/papers/2011/2011_Albrecht_Koelewijn_Pudney.pdf

- Anderson, B. D. O., & Moore, J. . (1989). *Optimal Control: Linear Quadratic Methods*. (I. Prentice-Hall International, Ed.). https://doi.org/10.1109/PROC.1979.11343
- Andrieu, C., & Saint Pierre, G. (2012). Comparing Effects of Eco-driving Training and Simple Advices on Driving Behavior. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *54*, 211–220. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.09.740
- Azzi, S. (2012). *Couplage visuo-haptique en environnement de conduite simulée*. Retrieved from http://tel.archives-ouvertes.fr/pastel-00703769/
- Bao, H. H., Baowei, S., Shan, L. G., Xiaojuan, G., & Guang, P. (2009). A Simulation Study of the Turbulent Drag Reduction Mechanisms Derived from Shark Skin. *Journal of China Ordnance*, V O 1. 5, No.
- Barbé, J., Boy, G. A., & Sans, M. (2007). GERICO: A human centered eco-driving system. Retrieved from http://my.fit.edu/~gboy/GAB/Conferences_files/IFAC_HMS_08_paper.pdf
- Bechert, D. W., Bruse, M., Hage, W., & Meyer, R. (2000). Fluid mechanics of biological surfaces and their technological application. *Naturwissenschaften*, *87*(4), 157–171.
- Bemporad, A. (2007). *Model Predictive Control of Hybrid Systems*. *Model Predictive control*.
- Bemporad, a. (2009). Model Predictive Control : Basic Concepts Model Predictive Control (MPC). Control Systems Engineering, Imperial College London.
- Ben Yahia, W. (2012). Thèse de doctorat Pour obtenir le grade de Docteur de l'Université de Contribution à la sécurité d $\hat{a} \in \mathbb{T}^{M}$ un système Homme-Agroéquipement : Spécification d $\hat{a} \in \mathbb{T}^{M}$ un générateur de plans d $\hat{a} \in \mathbb{T}^{M}$ actions alternatifs pour l $\hat{a} \in \mathbb{T}^{M}$ analyse d $\hat{a} \in \mathbb{T}^{M}$ erreurs humaines.
- Bliek, C., Bonami, P., & Lodi, A. (2014). Solving Mixed-Integer Quadratic Programming problems with IBM-CPLEX : a progress report, (M), 171–180.
- Borne, P., Rotella, F., Dauphin-Tanguy, G., Zambettakis, I., & Richard, J. P. (1990). *Commande et optimisation des processus*. Technip. Retrieved from http://cds.cern.ch/record/577016
- Boumediene, F. Z., & Meliani, S. M. (2012). Modélisation du système pilote-véhicule dans une tache de conduite de fauteuil roulant électrique.
- Cacciabue, C. (2010). *Modelling Driver Behaviour in Automotive Environments: Critical Issues in Driver Interactions with Intelligent Transport Systems*. Springer Science & Business Media. Retrieved from https://books.google.fr/books?id=1CHfEYrDkjUC
- Caf[®]. (2013). Le transport du futur qui respecte le passé. Retrieved from http://www.caf.net/fr/ecocaf/nuevas-soluciones/tranvia-acr.php

Chandler, R. E., Herman, R., & Montroll, E. W. (1958). Traffic Dynamics: Studies in Car Following. *Operations Research*. https://doi.org/10.1287/opre.6.2.165

Chang, D. J., & Morlok, E. K. (2005). Vehicle speed profiles to minimize work and fuel consumption. *Journal of Transportation Engineering*, 131(3), 173–182.

Chang, M.-F., Evans, L., Herman, R., & Wasielewski, P. (1976). *Gasoline consumption in urban traffic*.

CHAPAS, P. (2007). Traction ferroviaire: Équipements d'exploitation et de sécurité. *Techniques de L'ingénieur. Génie Électrique*, *12*(D5540). Retrieved from http://cat.inist.fr/?aModele=afficheN&cpsidt=21719727

Chu, D. C., & Karniadakis, G. E. (1993). A direct numerical simulation of laminar and turbulent flow over riblet-mounted surfaces. *Journal of Fluid Mechanics, 250,* 1–42.

Clarke, J.-P., Brown, J. A., Elmer, K. R., & Wat, J. (2006). Development, design, and flight test evaluation of a continuous descent approach procedure for night time operation at Louisville International Airport. *Journal of Aircraft*.

Coleman, D., Vee, R., & Wardrop, A. (2008). Network Optimisation Using Integrated Scheduling and Driver Advice Systems. *CORE 2008: Rail; The Core of Integrated Transport*, 403. Retrieved from http://search.informit.com.au/documentSummary;dn=565821159220790;res=IELENG

Coughlin, B. (2012). Haptic apparatus and coaching method for improving vehicle fuel economy. United States. Retrieved from

http://patentimages.storage.googleapis.com/pdfs/US8290697.pdf

Coustols, E., & Schmitt, V. (1990). Synthesis of experimental riblet studies in transonic conditions. In *Turbulence Control by Passive Means* (pp. 123–140). Springer.

Cucala, A. P., Fernández, A., Sicre, C., & Domínguez, M. (2012). Fuzzy optimal schedule of high speed train operation to minimize energy consumption with uncertain delays and driver's behavioral response. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *25*(8), 1548–1557.

Davies, K., Thorley, P., Thomas, M., & Gibson, H. (2012). Feasibility of Head up Displays in Driving Cabs. *Rail Human Factors around the World: Impacts on and of People for Successful Rail Operations*, 465.

De Martinis, V., & Gallo, M. (2013). Models and Methods to Optimise Train Speed Profiles with and without Energy Recovery Systems: A Suburban Test Case. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *87*, 222–233. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.10.606

Deborne, R. (2009). *Modélisation de l'adaptation des conducteurs au comportement du véhicule et expérimentations sur simulateur*. Ecole Centrale Paris. Retrieved from https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00453301

Decortis, F., De Keyser, V., Caccabiue, P., & Volta, G. (1991). The temporal dimension of manmachine interaction. *Human-Computer Interaction and Complex Systems*. Academic Press.

Delprat, S., Lauber, J., Guerra, T. M., & Rimaux, J. (2004). Control of a Parallel Hybrid Powertrain: Optimal Control. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, *53*(3), 872–881. https://doi.org/10.1109/TVT.2004.827161

Duclos, F. (2011). EasyJet essaie la peinture économique. Retrieved from http://www.airjournal.fr/2011-02-14-easyjet-essaie-la-peinture-economique-525363.html

Enjalbert, S., La Delfa, S., Dahyot, R., & et al. (2014). L3_1: "Etats de l'art sur les verrous scientifiques et technologiques."

Feng, X. (2011). Optimization of target speeds of high-speed railway trains for traction energy saving and transport efficiency improvement. *Energy Policy*, 39(12), 7658–7665. https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.08.051

Gazis, D. C., Herman, R., & Potts, R. B. (1959). Car-Following Theory of Steady-State Traffic Flow. *Operations Research*, 7(4), 499–505. https://doi.org/10.2307/166948

Gazis, D. C., Herman, R., & Rothery, R. W. (1961). Nonlinear Follow-the-Leader Models of Traffic Flow. *Operations Research*. https://doi.org/10.1287/opre.9.4.545

Gipps, P. G. (1981). A behavioural car-following model for computer simulation. *Transportation Research Part B: Methodological*. https://doi.org/10.1016/0191-2615(81)90037-0

Gu, L., Enjalbert, S., & Vanderhaegen, F. (2009). Résilience des Systèmes Homme-Machine-

Application à la sécurité dans les transports.

Gulbrandsen, O. (1986). Reducing The Fuel Costs Of Small Fishing Boats- BOBP/WP/27, 26.

- Gupta, S. Das, Tobin, J. K., & Pavel, L. (2015). A Robust Mixed Integer Optimization Model to Utilize Regenerative Energy of Trains in a Railway Network, 1–18. Retrieved from http://arxiv.org/abs/1507.01646
- Hermannstädter, P., & Yang, B. (2012). Identification and validation of lateral driver models on experimentally induced driving behavior. *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 1165–1170. https://doi.org/10.1109/ICSMC.2012.6377889

Hermannstädter, P., & Yang, B. (2013a). Driver distraction assessment using driver modeling. *Proceedings - 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2013,* 3693–3698. https://doi.org/10.1109/SMC.2013.629

- Hermannstädter, P., & Yang, B. (2013b). Driver distraction assessment using driver modeling. *Proceedings - 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2013*, 3693–3698. https://doi.org/10.1109/SMC.2013.629
- Hoc, J.-M. (1996). Supervision et contrôle de processus: la cognition en situation dynamique. PUG.
- Hollnagel, E. (1998). Cognitive reliability and error analysis method (CREAM). Elsevier.
- Howlett, P. (1996). Optimal strategies for the control of a train. *Automatica*, *32*, 519–532. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/0005-1098(95)00184-0
- Howlett, P. G., Milroy, I. P., & Pudney, P. J. (1994). Energy-efficient train control. *Control Engineering Practice*, *2*, 193–200. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/0967-0661(94)90198-8
- Howlett, P. G., Pudney, P. J., & Vu, X. (2009). Local energy minimization in optimal train control. *Automatica*, 45(11), 2692–2698. https://doi.org/10.1016/j.automatica.2009.07.028
- http://www.ecoconduite.org/basesintro.php. (2013). Principes de base-introduction à l'écoconduite. Retrieved from http://www.ecoconduite.org/basesintro.php
- Jakub, H. (2014). Electric taxiing Taxibot system, 17–20.
- Jane, F. T. (1997). Jane's all the World's aircraft. Sampson Low, Marston & Company.

Kaim, L., & Drewing, K. (2010). Exploratory pressure influences haptic shape perception via force signals. Attention, Perception, & Psychophysics, 72(3), 823–838. https://doi.org/10.3758/APP.72.3.823

Kent, S., Mitchel, I., & Rowlands, G. (2009). Advisory Information for Drivers for Energy Management and Regulation Stage 1 Report (DeltaRail). Retrieved from https://www.yumpu.com/en/document/view/25887478/rssb-advisory-information-for-driversfor-energy-management-and-

- Klein, S., Litz, L., & Lesage, J.-J. (2005). Fault detection of discrete event systems using an identification approach. In 16th IFAC world Congress (p. 1439). Praha, Czech Republic. https://doi.org/10.3182/20050703-6-CZ-1902.01440
- La Delfa, S., Enjalbert, S., & Polet, P. (2015). Eco-driving command for tram-driver system. In *IFAC-HMS 2016* (p. 6). Kyoto: IFAC HMS 2016.
- La Delfa, S., Enjalbert, S., Polet, P., & Vanderhaegen, F. (2015). Commande éco-énergétique d'un système conducteur tramway. In *6 éme JD-JN-MACS* (p. 6). Bourges.
- Lagos, M., Hellstrom, P., & Leander, P. (2000). Computer-aided train operation: CATO.
- Lee, K., & Peng, H. (2004). Identification and verification of a longitudinal human driving model for collision warning and avoidance systems. *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*. https://doi.org/10.1504/IJVAS.2004.004453
- Li-Xing, Y., Xiang, L., & Ke-Ping, L. (2011). A Control Simulation Method of High-Speed Trains on Railway Network with Irregular Influence. *Communications in Theoretical Physics*, *56*(3), 411. Retrieved from http://iopscience.iop.org/0253-6102/56/3/03
- Liu, R. (Rachel), & Golovitcher, I. M. (2003). Energy-efficient operation of rail vehicles. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 37(10), 917–932. https://doi.org/10.1016/j.tra.2003.07.001
- Liu, Y. C., & Wen, M. H. (2004). Comparison of head-up display (HUD) vs. head-down display (HDD):

Driving performance of commercial vehicle operators in Taiwan. *International Journal of Human Computer Studies*, *61*(5), 679–697. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2004.06.002

Luu, H. T. (2011). Développement de méthodes de réduction de la consommation en carburant d'un véhicule dans un contexte de sécurité et de confort: un compromis entre économie et écologie.

Macadam, C. C. (2003). Understanding and Modeling the Human Driver, 40(734), 101–134.

Malvache, N. (1970). Analyse corrélative des systèmes visuel et manuel et identification de l'opérateur humain. Université Lille1 - Sciences et Technologies. Retrieved from http://orinuxeo.univ-lille1.fr/nuxeo/site/esupversions/400443ab-526c-4151-972e-3556c0943e1e

McRuer, D. T., Allen, R. W., Weir, D. H., & Klein, R. H. (1977). New results in driver steering control models. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *19*(4), 381–397.

McRuer, D. T., & Krendel, E. S. (1974). *Mathematical models of human pilot behavior*. Retrieved from http://oai.dtic.mil/oai/oai?verb=getRecord&metadataPrefix=html&identifier=AD0775905

Michon, J. (1985). A Critical View of Driver Behavior Models: What Do We Know, What Should We Do? In L. Evans & R. Schwing (Eds.) (pp. 485–524). Springer US. Retrieved from http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4613-2173-6_19

- Mobigreen. fr. (2013). L'éco-conduite. Retrieved from http://www.mobigreen.fr/ecoconduite2.htm
- Morel, G., Pétin, J.-F., & Johnson, T. L. (2009). Reliability, Maintainability, and Safety. In *Springer Handbook of Automation* (pp. 735–747). https://doi.org/10.1007/978-3-540-78831-7_42

Nam, H., & Commande, N. (2013). Commande sous contraintes pour des syst `emes dynamiques incertains : une approache bas ´ee sur l'interpolation Hoai Nam Nguyen To cite this version :

Newell, A., & Card, S. K. (1985). The prospects for psychological science in human-computer interaction. *Human-Computer Interaction*, 1(3), 209–242. Retrieved from http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1453662

NEYRET, L. (2013). Système de management de l'énergie sur les réseaux DC Ferroviaires.

Nouveliere, L., Braci, M., Menhour, L., Luu, H. T., & Mammar, S. (2008). Fuel consumption optimization for a city bus (pp. 1–6). Retrieved from

http://ukacc.group.shef.ac.uk/proceedings/control2008/papers/p50.pdf

Oppenheim, I., Shinar, D., Enjalbert, S., Dahyot, R., Pichon, M., & Quedraogo, a. (2010). Critical review of models and parameters for Driver models in different surface transport systems and in different safety critical situations. *Iterate* ..., (1), 189. Retrieved from http://www.transport-research.info/Upload/Documents/201204/20120404_164020_70747_ITERATE D1.1 second EC submission_1.pdf

Ouahi, M., Joanny, S., & Meizel, D. (2011). Torques and Vehicle State : an Automotive Application of Unknown Inputs Observer. *Simulation*, (October 2016), 766–771.

Ouahi, M., Meizel, D., & Joanny, S. (2012). *Thèse Génie Informatique et Automatique*.

Pilutti, T., & Ulsoy, a. G. (1999). Identification of driver state for lane-keeping tasks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans, 29*(5), 486–502. https://doi.org/10.1109/3468.784175

Pipes, L. A. (1953). An Operational Analysis of Traffic Dynamics. *Journal of Applied Physics*, 24, 274–281. https://doi.org/10.1063/1.1721265

Polet, P., Vanderhaegen, F., & Wieringa, P. (2000). Theory of barrier crossing (pp. 73–80).

Polet, P., Vanderhaegen, F., & Wieringa, P. A. (2002). Theory of safety-related violations of system barriers. *Cognition, Technology & Work*, *4*(3), 171–179. Retrieved from http://link.springer.com/article/10.1007/s101110200016

Pudney, P. J., Howlett, P., Albrecht, A. R., Coleman, D., Vu, X., & Koelewijn, J. (2011). Optimal driving strategies with intermediate timing points. Retrieved from

http://www.researchgate.net/publication/242020812_Optimal_Driving_Strategies_with_Inter mediate_Timing_Points/file/e0b4951cbfd0874ed6.pdf

Rachedi, N. D. E. (2015). Modélisation et Surveillance de Systèmes Homme-Machine : Application à la Conduite.

Raminosoa, T., Hamiti, T., Galea, M., & Gerada, C. (2011). Feasibility and electromagnetic design of

direct drive wheel actuator for green taxiing. *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition: Energy Conversion Innovation for a Clean Energy Future, ECCE 2011, Proceedings*, 2798–2804. https://doi.org/10.1109/ECCE.2011.6064145

Rasmussen, J. (1983). Skills, rules, and knowledge; signals, signs, and symbols, and other distinctions in human performance models. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, SMC-13*, 257–266. https://doi.org/10.1109/TSMC.1983.6313160

Relations, I. (2012). Rapport d'activité. Ifri.

- Rousseau, G. (2008). *Véhicule hybride et commande optimale*. École Nationale Supérieure des Mines de Paris. Retrieved from http://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00005237/
- Rouzikhah, H., King, M., & Rakotonirainy, A. (2013). Examining the effects of an eco-driving message on driver distraction. *Accident Analysis & Prevention*, *50*, 975–983. https://doi.org/10.1016/j.aap.2012.07.024
- Saint Pierre, G., & Andrieu, C. (2010). Caracterisation de l'eco conduite et construction d'un indicateur dynamique pour vehicules thermiques.
- Saleh, L. (2012). Shared Steering Control of Vehicles for Lane Keeping Louay Saleh.
- Saleh, L., Chevrel, P., Claveau, F., Lafay, J.-F., & Mars, F. (2012). Contrôle latéral partagé d'un véhicule automobile. Conception à base d'un modèle cybernétique du conducteur et d'une commande H2 anticipative. *Journal Européen Des Systèmes Automatisés*, 45(4–5), 535–557. https://doi.org/10.3166/jesa.46.535-557
- Saleh, L., Chevrel, P., Claveau, F., Lafay, J.-F., & Mars, F. (2013). Shared Steering Control Between a Driver and an Automation: Stability in the Presence of Driver Behavior Uncertainty. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(2), 974–983. https://doi.org/10.1109/TITS.2013.2248363
- Saleh, L., Chevrel, P., Mars, F., Lafay, J., & Claveau, F. (2011). Human-like cybernetic driver model for lane keeping, 4368–4373.
- Sentouh, C., Chevrel, P., Mars, F., & Claveau, F. (2009a). A human-centred approach of steering control modelling.
- Sentouh, C., Chevrel, P., Mars, F., & Claveau, F. (2009b). A sensorimotor driver model for steering control (pp. 2462–2467). IEEE.
- Sentouh, C., Soualmi, B., Popieul, J.-C., & Debernard, S. (2013). Cooperative Steering Assist Control System (pp. 941–946). IEEE.
- Shinpo, K. (2007). Japanese eco-driving initiatives. In *International Energy Agency Workshop on Eco-Driving, Paris, France*.
- Sivak, M., & Schoettle, B. (2012). Eco-driving: Strategic, tactical, and operational decisions of the driver that influence vehicle fuel economy. *Transport Policy*, 22, 96–99. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.tranpol.2012.05.010
- Slim Azzi. (2012). Couplage visuo-haptique en environnement de conduite simulée.
- Soualmi, B., Sentouh, C., Popieul, J.-C., & Debernard, S. (2013). A Shared Control Driving Assistance System: Interest of Using a Driver Model in Both Lane Keeping and Obstacle Avoidance Situations (Vol. 12, pp. 173–178).
- Soualmi, B., Sentouh, C., Popieul, J. C., & Debernard, S. (2014). Automation-driver cooperative driving in presence of undetected obstacles. *Control Engineering Practice*, *24*, 106–119. https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2013.11.015
- Stenzel, V., Wilke, Y., & Hage, W. (2011). Drag-reducing paints for the reduction of fuel consumption in aviation and shipping. *Progress in Organic Coatings*, 70(4), 224–229. https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2010.09.026
- Sylvain Biget. (2013). Automobile électrique : la carrosserie en guise de batterie. Retrieved from http://www.futura-sciences.com/magazines/high-tech/infos/actu/d/technologie-automobileelectrique-carrosserie-guise-batterie-49759/#xtor=RSS-8

Taheri, S. (2014). *Steering Control Characteristics of Human Driver Coupled with an Articulated Commercial Vehicle*. Retrieved from http://spectrum.library.concordia.ca/978218/

TaxiBot®. (2013a). taxibot. Retrieved from http://www.taxibot-international.com/

TaxiBot[®]. (2013b). taxibot.

- Thomas, J. D. D., Université de Paris-Sud, & Faculté des Sciences d'Orsay (Essonne). (2004). *Estimation et commande prédictive à horizon glissant de systèmes hybrides*. [S.I.].
- Trélat, E. (2005). Contrôle optimal: théorie & applications. Paris: Vuibert.
- Tretten, P., Normark, C. J., & Gärling, A. (2009). The effect of redundant information in HUD and HDD on driver performance in simple and complex secondary tasks. Retrieved from http://www.researchgate.net/publication/228901088_The_effect_of_redundantI_information_ in_HUD_and_HDD_on_driver_performance_in_simple_and_complex_secondary_tasks/file/3de ec5226e52a759f1.pdf
- Vanderhaegen, F. (1993). Coopération Homme-Machine multi-niveau entre une équipe d'Opérateurs Humains et des outils d'assistance (application au contrôle du traffic aérien).
- Vanderhaegen, F. (1999a). Multilevel allocation modes—allocator control policies to share tasks between human and computer. *Systems Analysis Modelling Simulation*, *35*(2), 191–213.
- Vanderhaegen, F. (1999b). Toward a model of unreliability to study error prevention supports. *Interacting with Computers*, *11*(5), 575–595.
- Vanderhaegen, F. (2001). A non-probabilistic prospective and retrospective human reliability analysis method—application to railway system. *Reliability Engineering & System Safety*, 71(1), 1–13. Retrieved from http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095183200000600

Vanderhaegen, F., Jouglet, D., & Piechowiak, S. (2004). Human-reliability analysis of cooperative redundancy to support diagnosis. *Reliability, IEEE Transactions on*, *53*(4), 458–464.

- Vanderhaegen, F., & Polet, P. (2001). Risk analysis method of human deviation in operational situations. In *Proceedings of International Conference on Safety, Risk and Reliability—Trend in Engineering, Malta*.
- Vanderhaegen, F., Zieba, S., Enjalbert, S., & Polet, P. (2011). A Benefit/Cost/Deficit (BCD) model for learning from human errors. *Reliability Engineering & System Safety*, *96*, 757–766.
- Vial, R. (2012). Vers un dimensionnement optimal structure-commande de système multiconvertisseurs. Application aux réseaux de tramways.
- Vogels, I. M. (2004). Detection of temporal delays in visual-haptic interfaces. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *46*, 118–134.
- Volvo. (2010a). Tomorrow's Volvo car: body panels serve as the car battery. Retrieved from https://www.media.volvocars.com/ca/en-ca/media/pressreleases/35026
- Volvo. (2010b). Tomorrow's Volvo car: body panels serve as the car battery.
- Walsh, M. J., & Lindemann, A. M. (1984). *Optimization and application of riblets for turbulent drag reduction*. American Institute of Aeronautics and Astronautics.
- Wollenheit, R., & Mühlhausen, T. (2013). Operational and Environmental Assessment of Electric Taxi Based on Fast-Time Simulation. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2336(1), 36–42. https://doi.org/10.3141/2336-05
- Woods, D. (2013a). Volvo Car Group makes conventional batteries a thing of the past. Retrieved from https://www.media.volvocars.com/ca/en-ca/media/pressreleases/134235/volvo-car-group-makes-conventional-batteries-a-thing-of-the-past
- Woods, D. (2013b). Volvo Car Group makes conventional batteries a thing of the past.
- Wu, H., & Shou, S. (2011). Automotive Cockpit Design 2020. Retrieved from
 - http://publications.lib.chalmers.se/records/fulltext/154615.pdf
- Yamabe, S., Zheng, R., Nakano, K., & Suda, Y. (2011). Physical Fatigue Comparison of Eco-Driving and Normal Driving. *Journal of System Design and Dynamics*, *5*, 994–1004.
- Zhang, Z. (2004). Fiabilité humaine : prédiction des violations par réseaux de neurones et application aux systèmes de transport.
- Zhang, Z., Polet, P., Vanderhaegen, F., & Millot, P. (2004). Artificial neural network for violation analysis. *Reliability Engineering & System Safety*, *84*, 3–18.
- Zhuan, X., & Xia, X. (2008). Speed regulation with measured output feedback in the control of heavy haul trains. *Automatica*, 44(1), 242–247. https://doi.org/10.1016/j.automatica.2007.05.002

Résumé des travaux de thèse

Titre de la thèse : SECAAC, Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur

Dans le secteur des transports, la conception de poste de conduite complexe nécessite plus de connaissances, de performance et d'attention des conducteurs. Les conducteurs doivent respecter des contraintes telles que la sécurité des passagers et la sécurité du système de transport ferroviaire, mais aussi la ponctualité et le confort des passagers. Les exploitants visent à augmenter le trafic et réduire la consommation d'énergie du réseau du chemin de fer. Dans un premier temps, les industriels ont conçu des véhicules moins énergivores afin de réduire la consommation d'énergie. Pour aider le conducteur à réduire la consommation d'énergie de son véhicule, il est ensuite formé à l'éco-conduite qui modifie ses habitudes de conduite et dont l'impact est temporaire. Par conséquent, des EDAS (Eco-Driving Advisor System) sont réalisés pour aider les conducteurs à améliorer leur performance d'éco-conduite. Les EDAS permettent de réduire jusqu'à 20% la consommation d'énergie par rapport à la conduite normal du conducteur (le conducteur n'applique pas les principes de l'éco-conduite).

L'EDAS est basé sur le problème d'optimisation du contrôle pour déterminer le profil d'éco-conduite pour réduire la consommation d'énergie. Le problème d'optimisation du contrôle est une approche multi-modèles dans laquelle les modèles cinématiques et de consommation du véhicule, et les exigences environnementales (limites de vitesse, cours du temps, etc.) sont définis et doivent être respectés. Un profil d'éco-Conduite est calculée pour un véhicule automatisé, mais c'est le conducteur qui assure la conduite et est le garant de la sécurité. Le profil d'accélération optimal estimé par le calculateur est transmis à l'aide d'une interface homme-machine. Le conducteur réalise une tâche de poursuite de ce profil, mais conserve la possibilité de ne pas la suivre pour une raison quelconque. Les facteurs humains tels que la fatigue, la charge de travail, etc. impactent sur les performances du conducteur suivant le profil optimal qui peut influencer sur le respect des contraintes de sécurité du réseau (limites de vitesse, temps de parcours, etc.). Pour tenir compte des facteurs humains, le modèle cinématique du véhicule de l'EDAS est modifié par le modèle conducteur-véhicule. En outre, l'état du conducteur varie au cours de la journée, en fonction de facteurs humains. Pour tenir compte de cette évolution des facteurs humains, une identification des paramètres du modèle de comportement du conducteur pour une tâche de poursuite est réalisée.

On propose de réaliser le SECAAC (Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur) en mettant en œuvre la démarche suivante :

- Identification des paramètres du modèle conducteur. L'identification est réalisée avec le profil d'accélération de référence (calculé dans le SECAAC), et la commande appliquée par le conducteur ;
- Détermination du modèle conducteur-véhicule ;
- Réalisation du problème d'optimisation de contrôle. Pour calculer le profil d'éco-conduite, le modèle conducteur-véhicule est considéré dans le problème d'optimisation du contrôle ;
- La consigne d'éco-conduite est ensuite transmise au conducteur à l'aide d'une Interface Homme-Machine.
- Le conducteur perçoit l'information d'éco-conduite et transmet, à l'aide du module de commande (manipulateur de conduite, pédale d'accélération, manette de gaz, etc.), le couple à appliquer au véhicule.

La performance de poursuite de la consigne d'éco-conduite au cours d'une tâche de conduite réalisée sur le simulateur de conduite PSCHITT Rail de l'université de Valenciennes, est comparée pour 12 conducteurs utilisant successivement 3 systèmes d'aide qui sont :

1 : un EDAS

2 : un EDAS intégrant le modèle conducteur véhicule où les paramètres du modèle conducteur sont fixes 3 : Le SECAAC

A partir de cette étude, nous développons la conclusion de nos travaux de thèse.

Mots clefs : optimisation quadratique, système homme-machine, minimisation énergétique, approche multimodèle, modèle prédictif du control (MPC), auto-adaptatif système, identification, facteurs humain.

Abstract

Title : SECAAC, Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur (Eco-driving System self-adaptive to driver behavior)

In transport industry, the design of complex control panel requires more knowledge, performance and attention from drivers. These drivers have to take care of constraints such as the safety of passengers and the security of the rail transport system, but also the punctuality and the comfort for the passengers. The managers aim to increase the traffic and to reduce the energy consumption of the railroad network. The conception of energy efficient vehicle was the first step and so the drivers are now trained to adopt eco-driving skills which modify their driving style. Therefore, EDAS (Eco-Driving Advisor System) are realized to help the drivers to improve their eco-driving performance, reducing by 20% energy consumption.

The EDAS is based on optimization problem to determine the eco-driving profil to reduce energy consumption. The control optimization problem is a multi-model approach in which kinematic and consumption vehicle models, and environmental requirements (speed limits, time course, etc.) are defined and must be respected. An Eco-Driving profile is calculated for an automated vehicle, but the driver guarantees the onboard safety and security. The profile is transmitted to the drive through a Human-Machine Interface (HMI). The driver realizes the task to follow the optimal profile but keeps the possibility not to follow it for any reason. EDAS must be real-time because the constraints, models and the pursuit task are not exact and could change over the time. Human factors such as fatigue, workload, etc. impact the driver performance when following optimal profile which can influence the respect of the safety network constraints (speed limits, time course, etc.). To consider human factors the kinematic vehicle model is changed by human-vehicle model. Moreover, the driver state is always varying during day time, depending on human factors. To consider the human factors evolution a parameters identification of human behavior model for a pursuit task should be carried out.

The proposal methodology takes into account the human factors in the control optimization problem to realize SECAAC [System d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur (Eco-Driving Self-Adaptive to the Driver behavior System)]. The SECAAC is supported by recursive method:

- Parameters identification of human driver to model its behavior. The identification is realized with the reference profile and the command applied by the driver;
- Determination of human-vehicle model;
- Realization of control optimization problem. To calculate the Eco-Driving profile, the human-vehicle model is considered in control optimization problem;
- The calculated optimal control is transmitted to the driver by means of a HMI.
- The driver perceives the eco-driving information and transmits the torque to be applied to the vehicle using the control module (throttle handle, acceleration pedal, etc.).

The tracking performance of the eco-driving setpoint during a driving task carried out on the PSCHITT Rail driving simulator from the University of Valenciennes is compared for 12 drivers using three successive helper systems which are:

1: an EDAS

2: an EDAS integrating the vehicle driver model where the parameters of the driver model are fixed

3: The SECAAC

From this study, we develop the conclusion of our thesis work.

Keywords:

Human-Machine System, Minimization of energy consumption, Multi-model approach, Quadratic optimization, Identification of human parameters, Model Predictive Control, human factors.