

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À  
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE DE LA MAÎTRISE EN INGÉNIERIE  
(CONCENTRATION EN GÉNIE MÉCANIQUE)

PAR MARWA ZIADIA

CARACTÉRISATION ET UTILISATION D'UN SYSTÈME AVANCÉ D'AIDE À LA  
CONDUITE EN CONDITION HIVERNALE

Avril 2020

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

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

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

## **Remerciements**

C'est avec une certaine émotion et beaucoup de sincérité que je voudrais remercier toutes les personnes ayant contribué de près et de loin dans la réussite de mes travaux de recherche.

J'aimerais tout d'abord remercier mon directeur de recherche, Professeur Soussou Kelouwani, pour sa disponibilité, son soutien et ses conseils qui ont été nombreux et importants. J'adresse de chaleureux remerciements à mes co-directeurs de recherche, Professeur Kodjo Agbossou et Professeur Yves Dubé, pour leur implication dans mes travaux de recherche, et surtout pour leurs judicieux conseils qui m'ont permis d'enrichir ce travail. Je tiens également à remercier l'équipe de l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH), avec qui j'ai partagé mes études.

Mes remerciements vont aussi à ma famille et mes amis, trop nombreux pour les citer, qui ont tout fait pour m'aider, qui m'ont soutenu et surtout supporté dans tout ce que j'ai entrepris.

## Résumé

Le développement des technologies utilisées dans les véhicules autonomes offre la possibilité de modifier fondamentalement le domaine de transport. Un transport plus efficace et sécuritaire qui réduira probablement les accidents, la consommation d'énergie et la pollution, ainsi que les coûts liés à la congestion.

Au cours de la dernière décennie, le nombre de véhicules sur la route augmente régulièrement, de même que le temps passé par chaque voyageur. Ceci oblige de plus en plus les fabricants à accroître la sécurité et l'efficacité des véhicules. Dans ce contexte, le développement des systèmes d'assistance à la conduite automobile (Advanced Driver Assistance Systems (ADAS)) a progressé à un rythme rapide.

Récemment, de nouveaux systèmes d'assistance à la conduite, tel que Mobileye, ont été développés. Afin d'améliorer la performance de ces systèmes, l'intelligence artificielle est souvent utilisée dans la perception, la prédiction et l'estimation de l'état de la scène routière. Cependant, les conditions météorologiques canadiennes particulières soulèvent le problème du niveau d'adaptation de ces technologies. En particulier, la présence de la neige sur la route peut affecter négativement les capacités de reconnaissance et les réponses de Mobileye.

Dans ce contexte, ces travaux de recherche sont orientés vers la caractérisation de la capacité sensorielle du système de vision pour l'assistance avancée d'aide à la conduite Mobileye, afin de déterminer les limites de cette technologie et leurs sensibilités aux conditions environnementales particulières du pays.

Comme toute autre technologie, la bonne utilisation et interprétation des signaux et d'information nécessitent d'être bien familiarisé avec la technologie. Ainsi, après une

revue bibliographique étendue (Chapitre I) sur les différents systèmes d'assistance à la conduite (Chapitre II), la première partie de ce travail (Chapitre III) a été dédiée à la prise en main de la technologie Mobileye. Nous introduisons les différentes étapes effectuées pour maîtriser l'utilisation du système Mobileye. En outre, le travail effectué a permis de développer les outils nécessaires pour l'acquisition des données Mobileye au cours d'une scène de conduite ainsi que d'analyser ces différentes informations.

L'identification de la capacité sensorielle du système Mobileye a été abordée dans le chapitre suivant (Chapitre IV), où nous avons expérimenté ce système dans le contexte de navigation d'un autobus de transport en commun. De nombreuses scènes de navigation, en condition souvent non favorable pour la caméra Mobileye, ont été analysées afin d'identifier ses limites. L'analyse des résultats de tests démontre que la modalité de vision artificielle seule n'est pas une solution complètement robuste en condition hivernale.

Pour faciliter l'acceptabilité des différents systèmes d'assistance à la conduite, ces systèmes devraient s'adapter aux différents styles de conducteurs et environnements. À ce niveau, la modélisation de la conduite humaine est nécessaire. Pour le faire, il faut tenir compte de la perception humaine, le traitement de l'information, la prise de décision et l'exécution d'une action physique, qui sont tous en relation avec les variables d'environnement et les styles de conduite. Dans cette optique, le dernier chapitre de ce travail (Chapitre V) a été dédié à la modélisation de la relation entre le conducteur, le véhicule et l'environnement, en utilisant les réseaux de neurone récurrents. La généralisation de ces modèles permet de conclure que nous pouvons utiliser cette méthode pour créer des modèles plus complexes.

Par conséquent, les travaux effectués suggèrent que les travaux futurs devraient inclure d'autres paramètres de l'environnement de navigation et du conducteur, tels que ses caractéristiques de vision et la manière dont ils perçoivent l'environnement et interprètent les informations lorsqu'ils conduisent un véhicule, pour développer des modèles plus robustes et plus adaptés.

## Table des matières

Remerciements .....	2
Résumé .....	3
Liste des figures .....	10
Liste des tableaux .....	14
Chapitre I: Introduction et mise en contexte .....	15
1. Mise en Contexte .....	15
2. Description du problème.....	15
3. Questions de recherche .....	18
4. Objectif de recherche .....	19
Chapitre II: Revue de la littérature.....	21
1. Introduction.....	21
2. État actuel du marché de voitures autonomes.....	24
2.1. Les principaux manufacturiers des voitures autonomes.....	24
2.2. Les véhicules autonomes au marché canadien .....	25
3. Les défis de la voiture autonome et son effet sur la mobilité .....	26
3.1. Effet des véhicules autonomes sur la mobilité .....	27
3.2. Effet du niveau d'automatisation sur la sécurité routière .....	29
4. Technologies utilisées dans véhicules autonomes.....	31

4.1.	Advanced Driver Assistance Systems (ADAS) .....	31
4.2.	Les différents types de capteurs .....	33
4.3.	La vision dans la reconnaissance des panneaux de signalisation.....	38
4.4.	Mobileye.....	39
5.	Eco-conduite, environnement et sécurité routière .....	43
5.1.	La conduite écologique (éco-conduite) et l'environnement.....	43
5.2.	Les systèmes d'aide à la conduite écologique .....	45
5.3.	Relation entre l'écoconduite, consommation de carburant, vitesse et émissions.	
	46	
5.4.	Relation entre la vitesse et la sécurité.....	50
5.5.	La conduite efficace .....	53
5.6.	Les ADAS standard et ADAS adaptés .....	55
Chapitre III:	Prise en main de la technologie Mobileye .....	58
1.	Introduction.....	58
2.	La technologie Mobileye .....	58
2.1.	Présentation sommaire de Mobileye .....	58
2.2.	Les fonctionnalités du système Mobileye .....	60
2.3.	Installation et calibrage de Mobileye .....	62
3.	Outils et méthode d'acquisition des signaux de sorties du CAN-Bus .....	71
3.1.	Équipements utilisés.....	71

3.2. Procédure d'acquisition et de décodage des signaux de sorties du CAN-Bus du véhicule .....	73
3.3. Procédure d'acquisition et d'interprétation des messages de sorties du Mobileye CAN .....	75
4. Analyse et affichage des détails relatives aux messages Mobileye CAN.....	84
5. Conclusion .....	86
Chapitre IV: Identification de la capacité sensorielle d'un système de vision pour une assistance avancée d'aide à la conduite .....	88
1. Introduction .....	88
2. Description de l'environnement de test .....	89
2.1. Système de Vision Mobileye.....	90
2.2. Système de collecte de donnée .....	91
2.3. Caméras témoins .....	91
2.4. Autobus de transport en commun.....	91
3. Collecte et analyse de données .....	93
3.1. Synchronisation des données de Mobileye et des caméras témoins.....	93
3.2. 1ère série : Test de rodage avec le VUS de type Nissan Rogue.....	94
3.3. 2ème série : Test avec l'autobus de la STTR en mode stationnaire .....	95
3.4. 3ème série : Test avec l'autobus en opération dans la ville de Trois-Rivières et sur le circuit 8/88 .....	96
4. Résultats.....	97

4.1. Analyse globale de la capacité sensorielle du Mobileye .....	97
4.2. Analyses détaillées de cas d'intérêts .....	99
4.3. Analyse de modalités complémentaires à la vision .....	111
5. Conclusions.....	112
 Chapitre V: Modélisation du comportement du conducteur .....	113
1. Introduction.....	113
2. La modélisation du conducteur humain.....	115
2.1. Caractéristiques fondamentales de la conduite efficace en énergie .....	115
2.2. Définition des différents paramètres de modèle de conduite .....	117
2.3. Choix de l'approche de modélisation.....	119
2.4. Démarche suivie dans les essaies et la collecte des données .....	121
2.5. Extraction des données liées aux paramètres d'entrée du modèle .....	122
2.6. Construction du modèle de conduite .....	124
3. Conclusion .....	128
 Références .....	130
Annexe A .....	136
Annexe B .....	141
Annexe C.....	146

## Liste des figures

Figure 1.1 : Stratégies d'amélioration et d'adoption de l'écoconduite.....	18
Figure 2.1 : Accidents de la route au canada (Source: Transport Canada, Canadian Motor Vehicle Collision Statistics, 2015).....	28
Figure 2.2 : Améliorations possibles de l'économie de carburant pour les voitures conventionnel, hybride et autonomes.....	29
Figure 2.3 : Accidents - hommes contre véhicules autonomes.....	30
Figure 2.4 : Programme mondial d'évaluation des voitures neuves.....	32
Figure 2.5 : Technologies intégrées dans ADAS (image courtesy of McKinsey&Co) ..	33
Figure 2.6 : Différents types de radar automobile.....	35
Figure 2.7 : Comparaisons des différents types de capteurs (sur une échelle de 1 à 5)[21].	
36	
Figure 2.8 : Utilisation de Mobileye dans les différents modèles de voiture [16]. .....	40
Figure 2.9 : Innovations de pointe de Mobileye. ....	41
Figure 2.10 : Aperçue du fonctionnement de la technologie de Mobileye: caméra monoculaire (images du haut); Avertissement aux piétons (photo du bas). .....	42
Figure 2.11 : Répartition des émissions de GES au Québec, en 2015 [47]. .....	43
Figure 2.12 : (a) Consommation d'énergie [48] et (b) émissions de gaz à effet de serre [49] par secteur aux États-Unis.....	44

Figure 3.1 : Caméra principale de Mobileye 5.....	59
Figure 3.2 : Exemples de fonctionnalités du système Mobileye.....	61
Figure 3.3 : Câble de connexion Mobileye.....	62
Figure 3.4 : EyeWatch avec câble de connexion. ....	63
Figure 3.5 : Schéma de connexion du système Mobileye.....	64
Figure 3.6 : Aperçu de l'interface Mobileye Setup Wizard.....	65
Figure 3.7 : Aperçu de l'interface CanSee.....	65
Figure 3.8 : Les mesures nécessaires pour le calibrage du système Mobileye. ....	66
Figure 3.9 : Aperçu de l'interface Mobileye Setup Wizard durant l'étape de calibrage.	67
Figure 3.10: Outil de calibrage (TAC).....	68
Figure 3.11 : Aperçu de l'interface de calibrage, réglage du champ de vision.....	69
Figure 3.12 : Aperçu de l'interface de calibrage, vérification des connexions.....	69
Figure 3.13 : Connexion à la sortie Mobileye CAN à travers CAN haut et CAN bas....	70
Figure 3.14 : Aperçu de toutes les connexions nécessaires à la lecture des messages de la sortie Mobileye CAN.....	71
Figure 3.15 : Tucson ix35à pile à hydrogène.....	72
Figure 3.16 : Exemple d'informations du véhicule Hyundai disponible sur le CAN-Bus.	
72	
Figure 3.17 : Exemple de signaux d'informations.....	73
Figure 3.18 : Exemple de sortie du logiciel CANking.....	74

Figure 3.19 : Exemple de décodage des messages CANking .....	76
Figure 3.20 : Exemple de message CAN de type AWS Display.....	77
Figure 3.21 : Détails des messages CAN 0x700–AWS Display.....	78
Figure 3.22 : Détails des messages CAN TSR.....	79
Figure 3.23 : Détails des messages CAN de type 0x737.....	80
Figure 3.24 : Détails des messages CAN de type 0x738.....	81
Figure 3.25 : Détails des messages CAN de type 0x739, Obstacle Data A.....	81
Figure 3.26 : Détails des messages CAN de type 0x73A, Obstacle Data B.....	82
Figure 3.27 : Détails des messages CAN de type 0x73B, Obstacle Data C.....	82
Figure 3.28 : Exemple de messages Mobileye CAN.....	83
Figure 4.1 : Autobus de la STTR.....	92
Figure 4.2 : Circuit de test dans la ville de Trois-Rivières.....	92
Figure 4.3 : Schéma pour l'estimation de l'angle de détection (plan horizontal).....	96
Figure 4.4a : Photo avec 3 piétons.....	100
Figure 4.5a : Photo avec un piéton dans le trafic.....	101
Figure 4.5b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye.....	101
Figure 4.6a : Photo avec un piéton traversant une intersection pendant un virage à gauche de l'autobus.....	102
Figure 4.6b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye.....	103
Figure 4.7a : Photo d'un piéton traversant la route en soirée.....	104

Figure 4.7b : Aucun piéton détecté par Mobileye.....	104
Figure 4.8a : Photo avec un cycliste en sens inverse du trafic devant l'autobus. ....	105
Figure 4.8b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye.....	105
Figure 4.9a : Photo du trafic devant l'autobus. ....	106
Figure 4.9b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye .....	107
Figure 4.10b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye .....	108
Figure 4.11a : Photo montrant un cycliste à une intersection, l'autobus doit tourner vers la droite. ....	109
Figure 4.11b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye .....	109
Figure 4.12a : Photo montrant un piéton et un autobus confondus.....	110
Figure 4.12b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye .....	110
Figure 5.1 : Terminologie et relations entre les facteurs liés au style de conduite [88].	114
Figure 5.2 : Diagramme d'Ishikawa des variables d'études. ....	118
Figure 5.3 : Trajet choisi pour le test. ....	122

## Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Résumé des niveaux d'automatisation de la conduite pour les véhicules routiers. (Reproduit à partir de [6]) .....	23
Tableau 2.2: Facteurs ayant une incidence significative pour la consommation de carburant et les émissions [60].....	48
Tableau 2.3 : Résumé des facteurs qui influencent la sécurité routière et la consommation de carburant [65]. .....	51
Tableau 2.4 : Résumé de l'effet d'automatisation des véhicules [80].....	54
Tableau 3.1 : Les différentes connexions du système Mobileye (source : Mobileye Technical Installation Guide).....	63
Tableau 5.1 : Résultats des apprentissages des RNN.....	126
Tableau 5.2 : Résultats de la validation des modèles obtenus par le RNN.....	127
Tableau 5.3 : Résultats de la généralisation des 5 modèles. ....	128

## **Chapitre I: Introduction et mise en contexte**

### **1. Mise en Contexte**

Au cours de la dernière décennie, la conduite autonome a quitté la science-fiction pour devenir une réalité. L'exécution humaine est de plus en plus limitée dans plusieurs tâches durant la conduite. Grâce à l'intelligence artificielle (IA), des robots remplacent l'action humaine et réduisent les ressources. L'intelligence artificielle occupe une grande place dans le développement des véhicules autonomes, qui sont de plus en plus pilotés par des robots et des systèmes intelligent plutôt que par des êtres humains.

Au cours des dernières décennies, le nombre de véhicules sur la route augmente régulièrement, de même que le temps passé par chaque voyageur. Ce qui oblige les fabricants à accroître la sécurité et l'efficacité des véhicules. Dans ce contexte, le développement des systèmes d'assistance à la conduite automobile (Advanced Driver Assistance Systems (ADAS)) a progressé à un rythme rapide. La sécurité et l'efficacité des véhicules deviennent plus critiques dans le cas d'une utilisation dans les véhicules autonomes.

Actuellement, de nombreux groupes de recherche et entreprises travaillent dur pour développer des technologies mieux adaptées au fonctionnement sécuritaire et efficace des véhicules autonomes, alors que les gouvernements du monde entier se préparent à modifier leurs lois de la route pour cette éventualité.

### **2. Description du problème**

Bien que le marché des voitures autonomes se développe après leur commercialisation par les constructeurs automobiles, il existe encore des obstacles à l'adoption de cette nouvelle

technologie. Par conséquent, le besoin de recherche sur les voitures autonomes pour réduire l'écart entre la situation du marché et la perspective des clients en ce qui concerne cette innovation est certainement énorme.

Les véhicules autonomes utilisent une combinaison de capteurs et de logiciels pour la navigation et le contrôle [1, 2]. Les algorithmes de reconnaissance de voie et de peinture routières ont été étudiés dans nombreux travaux de recherche [3]. Cependant, les systèmes de positionnement utilisant ces algorithmes peuvent souvent échouer lorsqu'elles sont confrontées à des conditions météorologiques défavorables qui cachent la vue des traçages des voies, par exemple des bancs de neige. Ces conditions entraînent la perte du repère de localisation du véhicule.

Le système d'assistance à la conduite (ADAS) rend le véhicule partiellement autonome. Récemment, de nouveaux systèmes d'assistance à la conduite, telle que Mobileye, sont utilisés pour transformer des véhicules semi-autonomes à des véhicules entièrement autonomes. Afin d'améliorer la performance de ces systèmes, l'intelligence artificielle est souvent utilisée dans la perception, la prédiction et l'estimation de l'état de la scène de la route.

Le système d'assistance à la conduite Mobileye prend en considération :

- **Les Obstacles** (dynamiques, statiques, vulnérables, non vulnérables),
- **Les Attributs routiers et zone de conduite libre** (marquage routier, nombre de voies, intersection ...),
- **Les conditions environnementales** (conditions météorologiques, signalisation routière verticale ...)

En particulier, la présence de la neige sur la route peut affecter négativement les capacités de reconnaissance et les réponses de Mobileye. Par conséquence, les conditions météorologiques (pluie, neige, verglas, etc.) perturbent le fonctionnement des systèmes de commande et d'assistance à la conduite autonome, vu que la localisation est très difficile dans de telles situations.

Dans le contexte Canadien, les conditions météorologiques particulières soulèvent le problème du niveau d'adaptation de ces technologies, pour une meilleure performance et un meilleur fonctionnement sécuritaire des véhicules autonomes. Ceci justifie le besoin de formuler cette problématique de recherche, qui consiste à trouver des solutions afin d'adapter ces technologies à l'échelle locale et ces conditions hivernales.

Le système d'assistance à la conduite Mobileye détecte les conditions d'arrêts (Obstacles statiques, Obstacles dynamiques, présence de piétons, présence de cyclistes et présence de signalisation de sécurité). Ce système donne des alertes pour avertir le conducteur de dangers imminents et des arrêts d'urgence. Or, les pertes d'énergie pendant les phases de démarrages/arrêts peuvent représenter plus de 50% de l'énergie totale perdue pendant le déplacement, lorsqu'un humain conduit un véhicule. Par conséquent, ce système offre l'opportunité d'anticipation du freinage.

La prédition des arrêts est un facteur principal dans la conduite écologique, puisqu'il permet d'éviter le freinage brusque. En outre, l'anticipation des ralentissements à l'avance offre plus de temps et d'occasions de réduire progressivement la vitesse. Par conséquence, le conducteur peut utiliser plus efficacement la bande de vitesse et commencer à décélérer en prévision d'un arrêt.

Bien que la prédiction de l'environnement affecte l'amélioration de la conduite écologique, il est important d'adapter les manœuvres écologiques aux styles de conduite. Ceci justifie le besoin de caractériser le comportement de conduite en spécifiant la tâche de conduite démarriages/arrêt du véhicule. Dans ce contexte, une meilleure compréhension du style de conduite humain, permet de définir les meilleures stratégies et outils nécessaires (avertissement, informations, etc.) pour favoriser l'adoption de l'écoconduite.

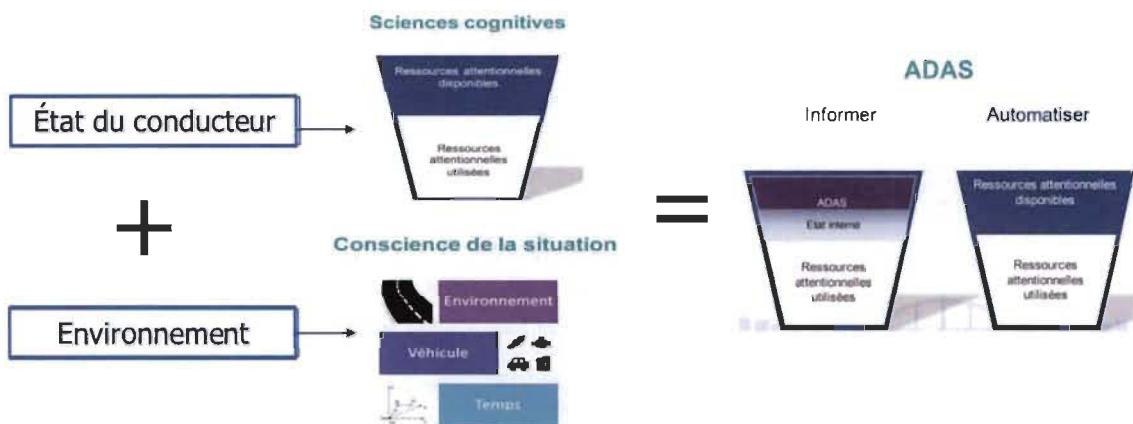


Figure 1.1 : Stratégies d'amélioration et d'adoption de l'écoconduite.

### 3. Questions de recherche

Afin de repenser à la problématique de recherche, les questions de recherche suivantes ont été dressées :

- Q1: Est-ce que la technologie Mobileye est adaptée aux conditions environnementale et météorologique du Québec et du Canada?
- Q2: Quelles sont les limites de cette technologie et ses sensibilités aux conditions environnementaux.
- Q3: Comment modéliser le comportement du conducteur ?

- Q4: Comment intégrer un modèle d'efficacité énergétique ?
- Q5: Comment adapter le niveau d'aide (avertissement) au style de conduite ?

La caractérisation de la capacité sensorielle du système de vision pour l'assistance avancée d'aide à la conduite Mobileye, reliée aux questions de recherche Q1 et Q2, sera abordée dans les chapitres 3 et 4. Tandis que les questions Q3, Q4 et Q5 seront partiellement traités dans le chapitre 5. La réponse à ces trois questions nécessite l'utilisation d'un véhicule équipé de capteurs qui détectent ses différents paramètres cinématiques et ceux des véhicules environnants. Des données caractéristiques personnelles des conducteurs sont nécessaires pour fournir une assistance personnalisée. Dans ce chapitre, le travail sera limité à vérifier l'existence d'une relation entre les variables de l'environnement (circulation routière, neige), le style de conduite et la consommation d'énergie.

Des réponses à ces questions exigent une revue de littérature, afin de déterminer l'état de l'art au sujet étudié ainsi que les différentes technologies utilisées dans ce domaine.

#### **4. Objectif de recherche**

Cette recherche remplira le rôle de passerelle entre l'innovation et les avancées technologiques dans le domaine des voitures autonomes et leurs adaptations pour un meilleur fonctionnement dans les conditions météorologiques particulières du Canada. Dans cette recherche, les objectifs du travail sont classés en deux niveaux; objectif principal et objectifs secondaires.

L'objectif principal consiste à modéliser l'interaction entre un conducteur, le véhicule et l'environnement (circulation routière, neige) afin d'adapter un système d'aide à la

conduite au style de conduite. Dans ce mémoire la modélisation a été abordée en tenant compte des instruments disponibles. L'adoption n'est pas couverte.

L'objectif principal de ce projet est d'approfondir les connaissances des systèmes d'assistance à la conduite avancée (Advanced Driving Assists (ADAs)), indépendamment et dans le contexte des conditions environnementales particulières du pays (principalement: système à base de vision artificielle Mobileye). L'accomplissement de cet objectif permettra d'identifier les limites, les avantages et les inconvénients de cette technologie ainsi que d'établir une méthode de travail qui permet de répondre aux questions de recherches précédentes. De même, cette méthode permettra de proposer une approche permettant de modéliser la dynamique de conduite d'une personne en fonction de la scène de navigation et des paramètres cinématiques.

La réalisation de l'objectif principal de ce travail est conditionnée par l'achèvement des objectifs secondaires. Ces sous-objectifs consistent à :

- Prendre en main la technologie Mobileye (installation, mise en marche, calibrage, acquisition des données, etc.).
- Développer des outils d'analyses des différents types d'informations générés par Mobileye (décodage des données, détection des données d'intérêts, identification de type d'obstacle et de ces paramètres géométriques, etc.).
- Identifier les capacités sensorielles et les limites de cette technologie dans les conditions hivernales.
- Vérifier la relation entre les variables de l'environnement, le style de conduite et la consommation d'énergie, et proposer un modèle pour le comportement du conducteur.

## Chapitre II: Revue de la littérature

### 1. Introduction

Le développement des technologies utilisées dans les véhicules autonomes offre la possibilité de modifier fondamentalement le domaine de transport. Un transport plus efficace et sécuritaire qui réduira probablement les accidents, la consommation d'énergie et la pollution, ainsi que les coûts liés à la congestion.

L'automatisation des véhicules de transport est définie sur quatre niveaux :

- *Niveau 0:* le conducteur est en contrôle complet de toutes les fonctions de la voiture.
- *Niveau 1:* une fonction est automatisée.
- *Niveau 2:* plusieurs fonctions sont automatisées à la fois. (Par exemple, direction et accélération), mais le conducteur doit rester constamment attentif.
- *Niveau 3:* les fonctions de conduite sont suffisamment automatisées pour que le conducteur peut en toute sécurité se livrer à d'autres activités.
- *Niveau 4:* la voiture peut conduire elle-même sans conducteur.

Bien que certaines tâches de conduite puissent déjà être effectuées automatiquement, le degré d'autonomie et les cas d'utilisation ont instauré une large gamme de définition de l'autonomie. Dans le contexte des véhicules terrestres, la Société des ingénieurs de l'automobile (SAE) Internationals a fourni une norme (no. J3016) qui établit une classification pour les véhicules autonomes [4, 5].

La classification de la SAE est équivalente à d'autres normes telles que celles établies par les organismes nationaux de réglementation des transports, principalement dans les pays des grands manufacturiers de l'automobile telle que la norme BASt en Allemagne et la

NHTSA aux USA. La classification de ces deux dernières normes est donnée par le Tableau 2.1.

Selon les classifications SAE, les systèmes d'assistance à la conduite avancée (Advanced Driving Assists (ADAs)) disponibles, telles que le régulateur de vitesse adaptatif et les aides au stationnement, positionnent ces véhicules au niveau 3, dans lequel l'intervention humaine est toujours nécessaire pendant la conduite dynamique. D'autre part, ces technologies ont été développées pour un trafic relativement faible et un environnement bien structuré tel qu'une autoroute.

Depuis quelques années, la conduite autonome dans des environnements plus complexes (principalement en milieu urbain) est également disponible. Des technologies comme l'aide aux intersections, le guidage sur des chantiers de construction et la prévention des collisions avec les piétons, ont été utilisée afin d'augmenter le niveau d'autonomie des véhicules.

Même si le degré d'autonomie ne cesse de se développer, l'état de l'art démontre que jusqu'à présent la conduite autonome nécessite encore beaucoup de développement afin de se conformer aux exigences et aux attentes des utilisateurs et d'assurer une conduite sécuritaire et fiable quel que soient le milieu et les conditions.

Niveau	Nom	Définition	Exécution de la direction et de l'accélération / décélération	Surveillance de l'environnement de conduite	Performances de repli de la tâche de conduite dynamique	Capacité du système (modes de conduite)	Niveau BASt	Niveau NHTSA
<b>Conducteur humain surveille l'environnement de conduite</b>								
0	Pas d'automatisation	La performance à temps plein par le conducteur humain de tous les aspects de la tâche de conduite dynamique, même si elle est améliorée par des systèmes d'avertissement ou d'intervention	Conducteur humain	Conducteur humain	Conducteur humain	n/a	Conducteur seulement	0
1	Assistance au conducteur	L'exécution du mode de conduite spécifique par un système d'assistance au conducteur, soit la direction ou de l'accélération / décélération à l'aide d'informations sur l'environnement de conduite et dans l'espoir que le conducteur humain effectue tous les tâches restantes de la conduite dynamique	Conducteur humain et système	Conducteur humain	Conducteur humain	Certains modes de conduite	Assisté	1
2	Automatisation partielle	L'exécution du mode de conduite spécifique par un ou plusieurs systèmes d'aide à la conduite, soit la direction et accélération / décélération en utilisant des informations sur l'environnement de conduite et avec l'espoir que le conducteur humain exécute tous les tâches restantes de la conduite dynamique	Système	Conducteur humain	Conducteur humain	Certains modes de conduite	Partiellement automatisé	2
<b>Système de conduite automatisé («système») qui surveille l'environnement de conduite</b>								
3	Automatisation conditionnelle	la performance spécifique du mode de conduite par un système de pilotage automatisé de tous les aspects de la tâche de conduite dynamique dans l'attente que le conducteur humain réponde de manière appropriée à une demande d'intervention	Système	Système	Conducteur humain	Certains modes de conduite	Très automatisé	3
4	Automatisation élevée	la performance spécifique au mode de conduite par un système de conduite automatique de tous les aspects de la tâche de conduite dynamique, même si un conducteur humain ne répond pas de manière appropriée à une demande d'intervention	Système	Système	Système	Certains modes de conduite	Complètement automatisé	3/4
5	Automatisation complète	la performance à temps plein par un système de conduite automatisé de tous les aspects de la tâche de conduite dynamique dans toutes les conditions routières et environnementales qui peuvent être gérées par un conducteur humain	Système	Système	Système	Tous les modes de conduite		

Tableau 2.1 : Résumé des niveaux d'automatisation de la conduite pour les véhicules routiers. (Reproduit à partir de [6])

## **2. État actuel du marché de voitures autonomes**

### **2.1. Les principaux manufacturiers des voitures autonomes**

Tesla occupe une grande position dans le marché des voitures autonomes. Elle a commercialisé en octobre 2015 une voiture autonome de niveau 2. Le pilote automatique de cette voiture exploite les données fournies par des caméras externes, des capteurs et des algorithmes de calcul puissants, qui ont permis une conduite automatique sur des routes plus complexes [7].

Le géant allemand BMW ont poursuivi ses recherches, en collaboration avec Intel, afin de développer des technologique d'autonomie de niveau 3, pour la commercialisation de véhicules autonomes en 2018 [8].

Le représentant de la société ICT, Google, a participé activement à la production de voitures autonomes et a donné de nouvelles normes aux idées de développement de voitures autonomes. En 2014, Google a lancé Waymo, un nouveau prototype de voiture autonome sans pédale, qui utilise le système LIDAR pour créer une image 3D de son environnement et d'un niveau d'autonomie égale à 3 [9, 10].

La course au développement des voitures autonomes s'étend aux manufacturiers Coréens, principalement Hyundai automobile et Kia automobile. Pour Hyundai, des nouvelles fonctions de gestion autonome intégrées basées sur le système vocal, un service de recherche d'automatique de stationnement, et un service d'appel d'urgence, seront commercialisées à partir de 2020. Kia automobile a lancé la marque "Drive Wise" qui est un système d'assistance au conducteur au niveau 3 avec des fonctionnalités allant du contrôle actif au freinage d'urgence. Par conséquent, cette voiture autonome pourrait

s'auto-garer de façon autonome et se conduire elle-même sur la voie rapide sans intervention du conducteur [11].

## **2.2. Les véhicules autonomes au marché canadien**

L'adoption des véhicules autonomes avec de nombreux progrès technologiques, est inévitable. Bien que le Canada ne soit pas un compétiteur de certains acteurs mondiaux tels que les États-Unis, l'Allemagne ou le Japon dans le domaine des véhicules autonomes, le développement de ces technologies influencera potentiellement le marché du travail. Même si ce dernier sera de plus en plus témoin de changements, de perturbations, de défis et d'opportunités, l'utilisation de cette technologie permettra également de faire évoluer les besoins actuels sur le marché du travail. Par conséquent, alors que certains emplois verront apparaître des besoins, d'autres seront inévitablement en déclin. Le rapport *Autonomous vehicles and the future of work in Canada* publié par Information And Communications Technology Council indique que l'adoption des véhicules autonomes dans le marché canadien ne provoquera aucune perte d'emplois à grande échelle, mais pourra modifier certaines exigences professionnelles [12]. En plus, cette technologie améliore l'accessibilité de la mobilité, ainsi que la création des nouveaux emplois de haute qualité et dans l'ensemble de l'économie. En même temps, les besoins croissants de ces nouvelles professions n'auront pas pour effet de faire disparaître des emplois traditionnels de l'automobile tels que la mécanique, même si les besoins en compétences de ces derniers pourraient changer. Dans ce contexte, les professions liées aux logiciels utilisés dans le domaine des véhicules autonomes augmenteront le besoin d'une main d'œuvre qualifiée, en même temps que ces industries verront également une croissance positive en

conséquence. D'autre part, cette technologie aura un impact sur l'infrastructure des villes canadiennes et nécessitera une refonte afin de fonctionner à leur potentiel optimal. Cette étape est en grande concordance avec la croissance des villes intelligentes et sont intrinsèquement liés.

### **3. Les défis de la voiture autonome et son effet sur la mobilité**

Aux États-Unis, un sondage d'opinion, réalisé par l'institut de recherche de l'Université du Michigan, a démontré que près de la moitié des répondants n'étaient toujours pas enthousiastes à l'idée d'accepter une voiture autonome. Ces positions réticentes envers les véhicules autonomes, démontrent qu'il y a encore des défis à relever. Vu qu'elle ne peut pas distinguer qui est responsable des accidents, l'un des défis les plus importants des véhicules autonomes est l'engagement moral des utilisateurs. Dans la perspective d'un client potentiel, posséder un objet qui peut vous tuer dans certaines situations, est l'une des raisons d'hésiter à l'acheter [12].

En dehors du contexte humain, le défi de la sécurité touche nécessairement la communication véhicule-véhicule dans le cas des véhicules autonomes. Cependant, même de minuscules dysfonctionnements dans un véhicule à proximité pourraient avoir un effet grave sur les autres véhicules. Ceci, soulève de même des questionnements sur le niveau et les failles de sécurité qui pourraient causer des problèmes, depuis la collecte illégale de données jusqu'à la perturbation complète des systèmes de transport. De point de vue commercial, l'adoption de véhicules autonomes peut être limitée par leur coût initial élevé. Dans ce contexte, la contribution des gouvernements et des décideurs est importante, à

travers des subventions aux acheteurs afin d'accélérer l'adoption des véhicules autonomes ainsi que des incitations accordées aux constructeurs automobiles.

### **3.1. Effet des véhicules autonomes sur la mobilité**

Bien qu'il existe certains inconvénients, la technologie des véhicules autonomes peut réduire considérablement les externalités négatives existantes de l'utilisation de voitures particulières et créer certains avantages supplémentaires en termes de mobilité. Ces externalités incluent les accidents, la congestion, le bruit, la pollution atmosphérique et les émissions de gaz à effet de serre (GES).

Les accidents de la route ont un impact non seulement sur l'individu, mais aussi sur la grande société. Des coûts individuels provenant des dommages matériels, la perte de revenus, la perte de production, les frais médicaux et de réadaptation, la douleur, la souffrance et la perte de qualité de vie. En effet, les accidents de la route sont la principale cause de décès chez les jeunes adultes âgés de 15 à 29 ans et la deuxième cause de décès chez les enfants âgés de 5 à 14 ans [13]. En 2015, le nombre d'accidents de la route au Canada s'élevait à 1 858, soit une hausse de 0,3% par rapport à 2014 (Figure 2.1). Le nombre des accidents entraînant des blessures graves a atteint près de 5 à 6 fois le nombre de décès, pour atteindre 10 280. Le coût total des collisions de la circulation au Canada est estimé à 46,7 milliards de dollars par an.

Les impacts environnementaux, tels que les émissions de GES et la pollution de l'air, est l'un des effets les plus importants de la conduite sur laquelle une conduite autonome pourrait être une alternative. Les émissions de GES sont responsables des coûts liés aux

impacts du changement climatique, tandis que la santé humaine est affectée par les polluants atmosphériques résultant de la combustion d'essence et de diesel.

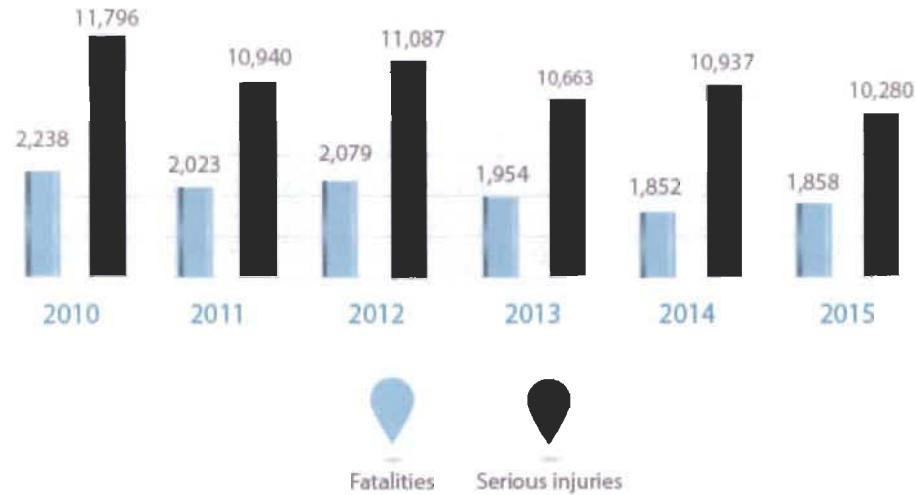
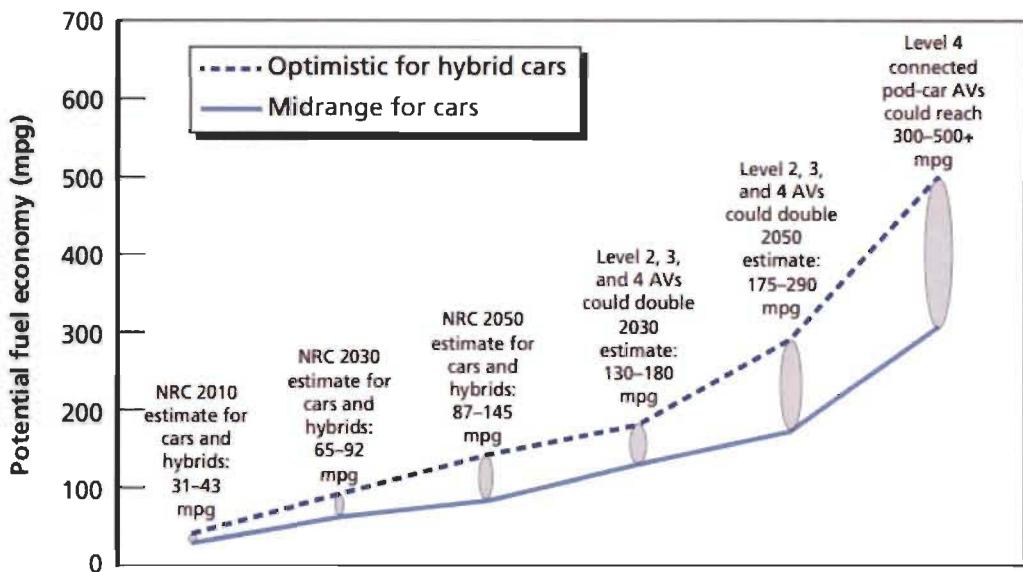


Figure 2.1 : Accidents de la route au canada (Source: Transport Canada, Canadian Motor Vehicle Collision Statistics, 2015).

La technologie des véhicules autonomes peut jouer un rôle important dans l'amélioration de l'économie de carburant (Figure 2.2). Bien que les progrès en matière d'efficacité des moteurs et de conception des véhicules ont permis de réduire la consommation de carburant, les technologies de niveaux 1, 2 et 3 permettent de réaliser des économies supplémentaires grâce à la conduite automatisée et optimisée, souvent appelée « conduite écologique ». Le contrôle de la vitesse, les accélérations et décélérations contrôlés, et d'autres conditions de conduite optimales sont adaptés grâce à une plus grande automatisation.



SOURCES: Analysis using data from NRC, 2013a; Folsom, 2012.

RAND RR443-2.6

Figure 2.2 : Améliorations possibles de l'économie de carburant pour les voitures conventionnel, hybride et autonomes.

L'évolution du niveau d'automatisation des véhicules, notamment l'adoption progressive de technologies de sécurité embarquées (coussins gonflables frontaux modernes en 1984, freins antiblocages en 1985, contrôle électronique de la stabilité en 1995, coussins gonflables latéraux protégeant la tête en 1998 et avertissements de collision avant en 2000), a contribué considérablement à réduire le nombre d'accidents, de blessures et de décès. Cela signifie que les avantages en matière de sécurité dépendront probablement du niveau d'automatisation.

### 3.2. Effet du niveau d'automatisation sur la sécurité routière

Les statistiques sur les accidents de la route aux États-Unis en 2010 comportent 32 999 personnes tuées, 3,9 millions blessées et 24 millions de véhicules endommagés, dont les

coûts tangibles et intangibles totalisent 277 milliards de dollars [14]. Même si ces statistiques sont choquantes, la tendance à la baisse dans les dernières années du nombre d'accidents de la route aux États-Unis est largement due à l'adoption de nouvelles technologies [15]. L'institut des assurances pour la sécurité routière (IIHS) a estimé que près du tiers des accidents et des décès pourraient être évités si tous les véhicules avaient des systèmes d'alerte de collision avant et d'alerte de sortie de voie, d'aide sur les angles morts et les phares adaptatifs. Ces systèmes sont généralement utilisés à des niveaux d'automatisation du véhicule de type 0 ou 1.

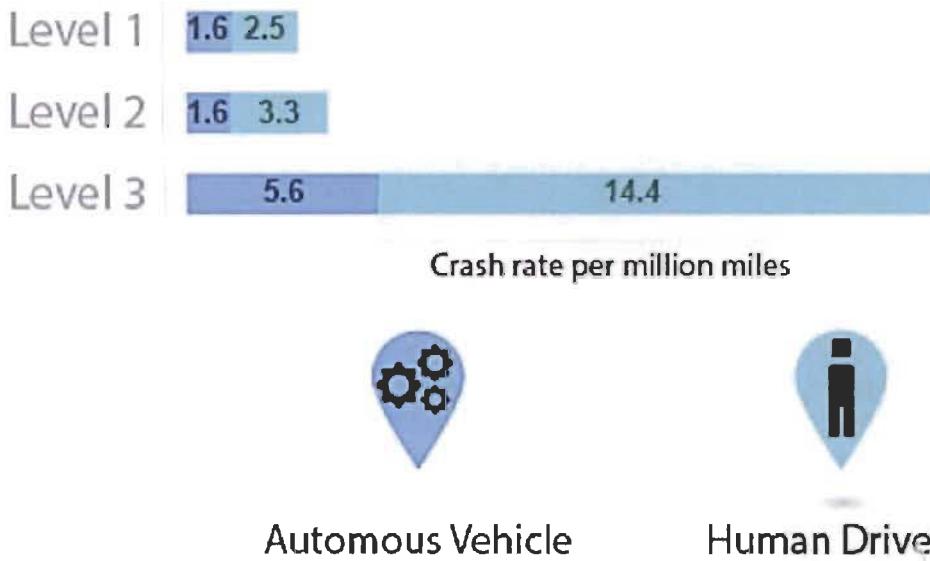


Figure 2.3 : Accidents - hommes contre véhicules autonomes.

Les systèmes d'assistance de freinage dynamique, une fonctionnalité de niveau 1, réduit les distances d'arrêt. Cette fonctionnalité améliore la sécurité, mais ne suffit pas dans certaines situations où aucune décision n'est prise pour arrêter. Ces situations sont moins problématiques dans le niveau d'automatisation de type 2 où le conducteur peut céder le

contrôle dans certaines situations pour le véhicule, qui pourrait par exemple rester dans une voie et freiner. L'automatisation de niveau 3 permet au conducteur de céder le contrôle total de toutes les fonctions critiques pour la sécurité dans certaines situations. Les collisions, les blessures et les décès dus à une erreur du conducteur dans cette situation seraient probablement considérablement réduits, notamment ceux impliquant des motos, des piétons et des cyclistes.

La conduite avec des facultés affaiblies est l'une des principales causes d'accidents et de décès d'automobilistes. La transition du niveau 3 au niveau 4 de l'automatisation représenterait une amélioration considérable de la sécurité routière notamment lorsque ces conducteurs cèdent le contrôle à des véhicules automatisés entièrement autonomes.

## 4. Technologies utilisées dans véhicules autonomes

### 4.1. Advanced Driver Assistance Systems (ADAS)

Les systèmes ADAS sont des technologies qui contribuent à accroître la sécurité des automobilistes et à l'automatisation des nombreuses tâches de la conduite. La demande pour ces systèmes ne cesse d'augmenter. De nombreuses entreprises du secteur de l'automobile et du secteur informatique, mettent beaucoup d'effort dans le développement des systèmes ADAS, afin de construire les prochaines générations des voitures semi ou entièrement autonomes. Ces derniers agissent grâce à leurs deux systèmes de sécurité passif et actif. Un système passif, tel que l'avertisseur de sortie de voie et l'avertissement de collision, alerte le conducteur d'une situation potentiellement dangereuse afin que celui-ci puisse prendre des mesures pour la corriger. En revanche, les systèmes de sécurité active,

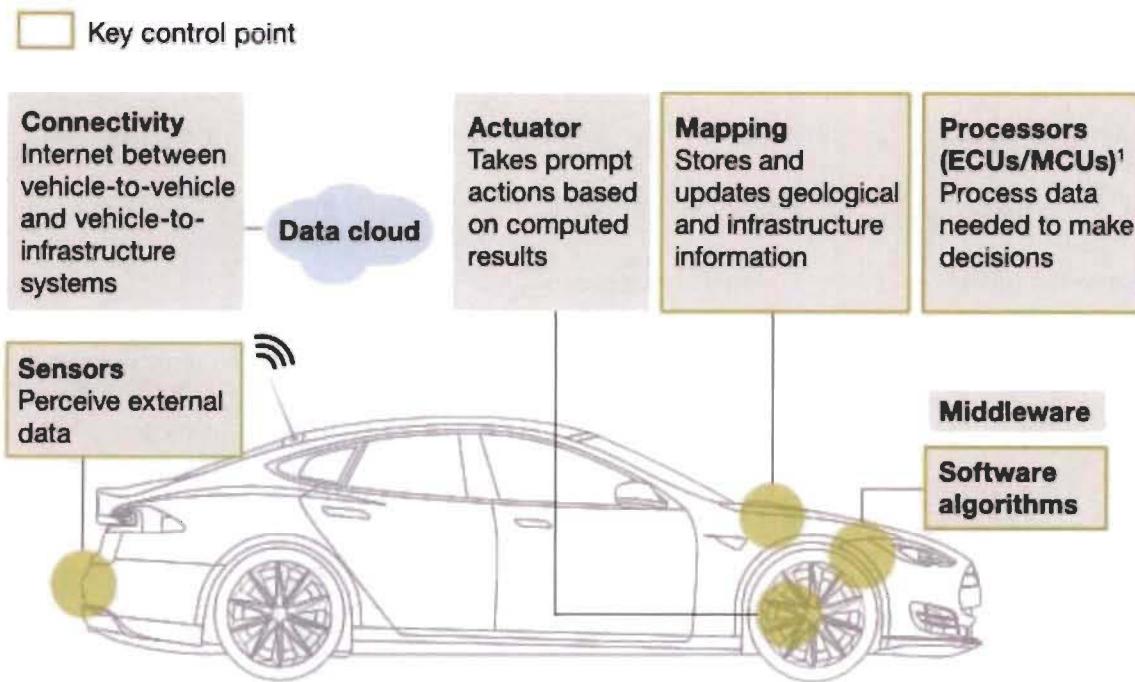
tel que le freinage d'urgence automatique et le régulateur de vitesse adaptatif agissent sans intervention du conducteur [16].

En plus d'acheteurs de voitures qui deviennent de plus en plus sensibles aux applications et aux fonctionnalités des systèmes ADAS, les décisions prises par les États-Unis, l'Union européenne et d'autres pays d'équiper tous les véhicules de systèmes de freinage d'urgence autonomes et de systèmes d'alerte de collision, d'ici à 2020, placent ces systèmes au centre d'attention des différents intervenants et en particulier les fabricants.



Figure 2.4 : Programme mondial d'évaluation des voitures neuves.

Les systèmes ADAS intègrent de nombreuses technologies, comme illustré dans la figure 2.5. Ces technologies sont composées principalement de processeurs, de capteurs, de la cartographie et de logiciels. Couramment, ce sont les logiciels qui assurent le traitement d'images et des différentes informations provenant des différents composants pour déterminer l'action du système ADAS.



<sup>1</sup>Electronic control units/microcontroller units.

McKinsey&Company

Figure 2.5 : Technologies intégrées dans ADAS (image courtesy of McKinsey&Co).

#### 4.2. Les différents types de capteurs

Communément à d'autres systèmes intelligents, les véhicules autonomes utilisent le cycle "Perception-Plan-Action". Chaque item du cycle est représenté par une combinaison de nombreuses technologies, une combinaison de capteurs et d'actionneurs et de processeurs puissants (Figure 2.6). L'interaction entre les différents composants est organisée d'une manière que les capteurs perçoivent d'abord l'environnement et l'emplacement du véhicule, qui se transforme en une information. Ensuite, des algorithmes interprètent et traitent cette information sensorielle, afin d'identifier les situations et planifier les trajectoires de manière à exercer le contrôle complet tel que le freinage, le braquage, le changement de

voie ou l'étranglement. Grâce à l'énorme développement du domaine de l'électronique et de l'informatique, des dizaines de sous-systèmes et des centaines de capteurs peuvent maintenant assurer l'application du cycle "Perception-Plan-Action" [17]. En particulier, la phase de perception est généralement réalisée par quatre différents types de capteurs, qui assurent l'obtention des informations externes:

- **Radar** : le système de détection d'objets qui utilise les ondes radio pour déterminer la portée, l'angle ou la vitesse des objets.
- **Ultrasons** : le système de détection d'objet qui émet des ondes sonores ultrasoniques et détecte leur retour pour déterminer la distance.
- **Infrarouge** : un détecteur réagissant à un rayonnement infrarouge (IR).
- **Caméra** : l'utilisation de caméras passives et d'algorithmes sophistiqués de détection d'objets pour comprendre ce qui est visible depuis les caméras.
- **LiDAR** : une technologie d'arpentage qui mesure la distance en éclairant une cible avec une lumière laser.

De nombreux véhicules ont maintenant utilisé des capteurs radar pour détecter les obstacles en raison de leur petite taille, de leur faible coût et de leur bonne portée. Ces capteurs ont réussi à fournir de l'information même dans les conditions particulières (brouillard, pluie, neige, etc.). Les radars sont très efficaces dans détermination de vitesse relative des objets. Bien que la taille du radar le rende meilleur pour la détection de proximité, une résolution plus faible que celle des autres capteurs limite son utilisation dans le cas des objets stationnaires et la mesure précise de la distance.

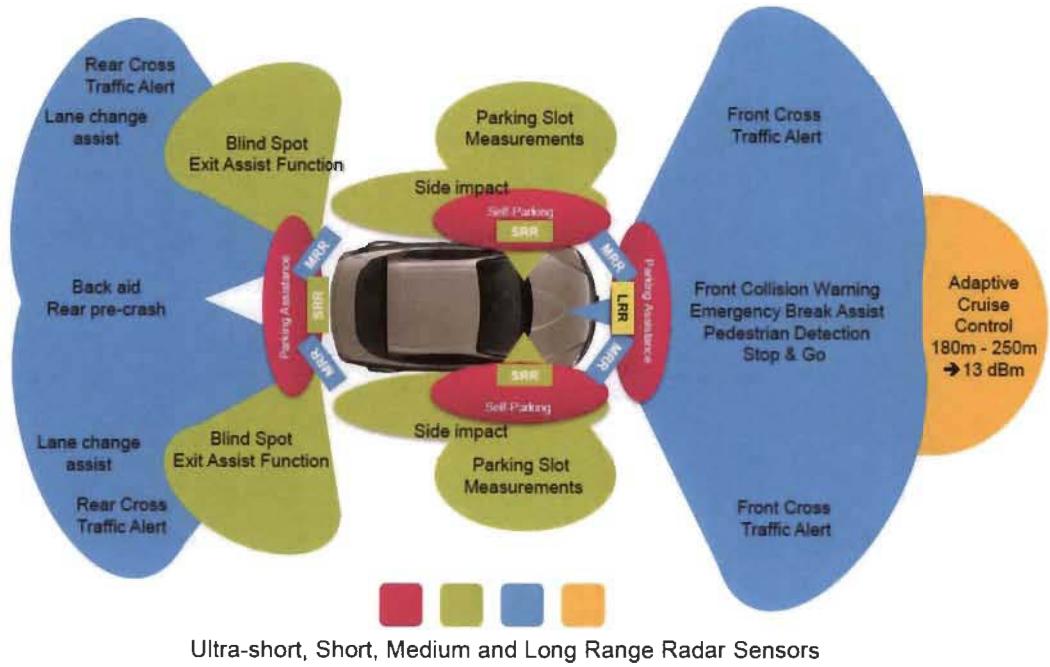


Figure 2.6 : Différents types de radar automobile.

Les capteurs à ultrasons émettent activement des sons à haute fréquence. Comme les ondes sonores sont relativement lentes, les mesures en moins d'un centimètre sont détectables. Ces capteurs sont donc excellents pour la cartographie tridimensionnelle à très courte portée et ils sont efficaces indépendamment des conditions de luminosité. En raison de leur courte portée, ils fonctionnent également bien dans des conditions de neige, de brouillard et de pluie. Cependant, ils ne sont pas utiles pour la mesure de la vitesse en raison de leur courte portée.

Basés sur des données provenant des caméras ou des capteurs lasers, des nombreux algorithmes de suivi d'itinéraires ont été récemment développés et publiés. Qu'il soient d'une localisation de véhicules routiers [18, 19] ou un guidage de robot pour l'exploration planétaire [20], ces algorithmes ont démontré leur utilité. Ces derniers utilisent principalement le concept de localisation topologique / métrique et de cartographie où des

représentations environnementales métriques locales précises sont connectées de façon topologique.

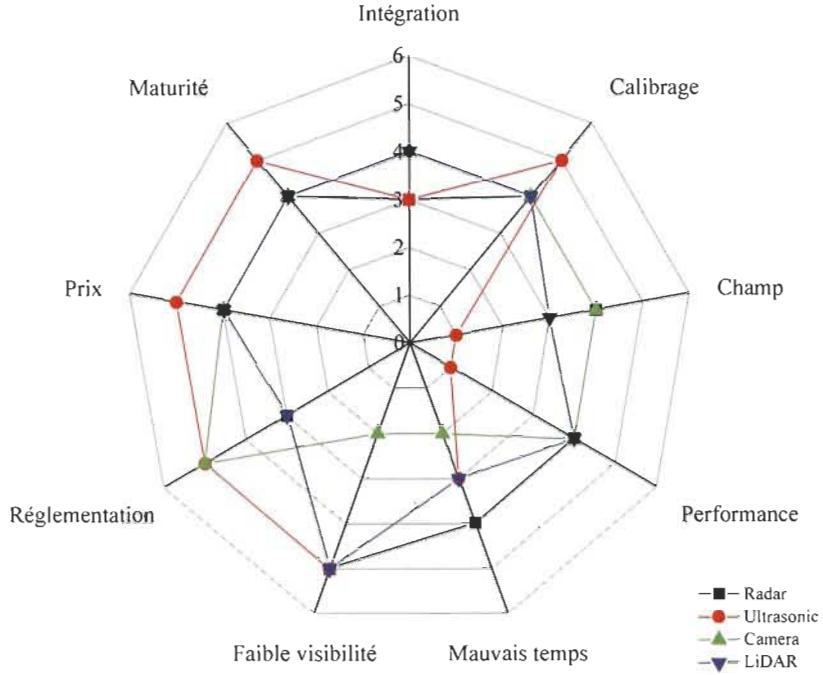


Figure 2.7 : Comparaisons des différents types de capteurs (sur une échelle de 1 à 5)[21].

Les algorithmes basés sur l'exploitation des informations provenant d'une caméra ont été développées à l'origine pour des robots à roues naviguant sur des surfaces planes [22, 23], jusqu'à ce que Furgale et Barfoot en 2010 aient démontré que cette approche pourrait être généralisée pour de longues routes dans des environnements 3D. Cependant, ces approches sont connues pour être fragiles face à l'éclairage ou aux changements environnementaux. Des travaux récents ont tenté de combler ces lacunes et de créer un système adapté à la localisation et à la cartographie à long terme en utilisant des images à couleur-constant [24] ou en stockant plusieurs scènes différentes au même endroit [25]. Mais, ces approches

utilisent une caméra stéréo et, par conséquent, elles nécessitent toujours un éclairage ambiant et elles sont sensibles aux déviations de chemin basées sur le champ de vision de la caméra.

Il y a eu récemment quelques algorithmes de suivi visuel basés sur l'utilisation des caméras monoculaire et la segmentation de l'image pour détecter la route et estimer sa forme. Des chercheurs ont même combiné une caméra omnidirectionnelle et un scanner laser pour détecter et naviguer sur de petits routes [26, 27]. Cette combinaison a fortement amélioré l'apparence et a diminué la sensibilité aux conditions d'éclairage, mais elle n'a pas éliminé définitivement la dépendance à la lumière ambiante.

Les techniques de modélisation et de localisation basées sur le laser sont mieux adaptées au domaine de la conduite autonome, car elles n'exigent pas de lumière ambiante et sont robustes aux changements environnementaux. Il a été démontré que les lasers à balais-brosses «Push broom lasers» [18, 28] et les lasers à filer «Spinning lasers» [29] permettaient une excellente localisation dans une zone étudiée, sauf que ces techniques nécessitent un traitement hors ligne qui consiste à comparer le résultat obtenu à d'autres déterminés par différents capteurs et système tel qu'un système GPS / IMU.

D'autre part, les capteurs LiDAR sont actuellement plus en plus utilisés dans les applications de véhicules autonomes, même s'ils sont imposants en taille et coûteux [13, 30]. Ce type de capteur a été utilisé dans la voiture autonome de Google. Ce capteur a évolué considérablement, en atteignant une portée allant de 20 mètres jusqu'à 200 mètres, ce qui a transformé les voitures en machines capables de cartographier leur environnement avec une haute résolution. Cependant, même si les capteurs Li-DAR fonctionnent bien dans toutes les conditions d'éclairage, elles ne sont pas adaptées au fonctionnement dans des

conditions météorologiques particulières (neige, brouillard, pluie et particules de poussière dans l'air). Les capteurs LiDAR ne sont pas une solution potentielle pour la conduite autonome et exigent l'utilisation d'autres capteurs tels que des caméras [31].

#### **4.3. La vision dans la reconnaissance des panneaux de signalisation**

Les panneaux de signalisation routière constituent une garantie fiable pour une conduite sûre et pratique et fournissent des instructions et des avertissements pour réguler le comportement du conducteur. En outre les systèmes de détection et de reconnaissance des panneaux de signalisation (Traffic Sign Detection and Recognition : TSDR) sont l'une des principales composantes des systèmes ADAS. Le TSDR a attiré beaucoup d'attention au cours des dernières années et différentes méthodes de reconnaissance des panneaux de signalisation ont été proposées [32-36].

La reconnaissance des panneaux de signalisation est basée sur des concepts de traitement d'image. Par conséquent, ce problème est constitué par les cinq étapes de base de la méthodologie de traitement d'image : *Détection*, *Segmentation*, *Extraction* de caractéristiques, *Classification* et Traitement en aval [37-41].

L'étape de *détection* fournit une image capturée par une caméra. Ensuite, l'étape de *segmentation* permet d'isoler la partie requise de cette image. L'étape d'*extraction* de caractéristiques constitue la scène qui regroupe les caractéristiques distinctives des différentes classes d'objet dans l'image. Au stade de la *classification*", l'affectation des données segmentées à l'une des classes connues est effectuée en fonction des caractéristiques extraites, où elle attribue l'image segmentée à un objet. Finalement, l'étape de *traitement* permet d'identifier les images dans des situations de conduites réelles et

transmet des alertes pertinentes aux conducteur. Pour un système TSDR, ces cinq étapes peuvent être considérées en trois étapes principales: *Détection* et *Identification* des panneaux de signalisation [40, 42, 43].

Cependant et malgré leur importante évolution au cours des dernières décennies, les algorithmes de détection et de reconnaissance du trafic font face à nombreux défis. Les conditions environnementales représentent un grand défi à la réussite des TSDRs. Aussi incontrôlables qu'ils varient toujours en fonction de l'éclairage, la luminosité et les conditions météorologiques, ils ont une incidence directe sur la qualité de détection et sur les résultats du système TSDR. De plus, l'utilisation d'une caméra de bord peut influencer la qualité de détection à cause de l'état de certaines routes et des vibrations engendrées, qui affecteront la qualité de l'image capturée [41, 44].

La détermination de l'objet d'intérêt, tel qu'un panneau de signalisation, dans une scène très variable, fait souvent face à de nombreuses problématiques. L'emplacement des panneaux, les barrières sur la route, les panneaux publicitaires, la dégradation des panneaux et d'autres, peuvent présenter des difficultés pour les systèmes lors de la détermination de l'emplacement des panneaux cibles. D'autre part, la classification et la détermination du contenu d'un panneau demeure un défi incontournable et particulièrement lorsque certains panneaux suivent les mêmes schémas mais utilisent des textes différents (panneaux de limitation de vitesse) [38, 45].

#### **4.4. Mobileye**

En 1999, dix ans avant que Google annonce son idée d'une voiture autonome, le professeur Amnon Shashua de l'Université hébraïque de Jérusalem s'est concentré sur l'idée de

proposer une nouvelle alternative aux radars peu fiables ou des lasers coûteux, par une seule caméra, associée à un logiciel sophistiqué, qui pourrait réduire les collisions, éviter les accidents et sauver des vies. Quinze ans plus tard, il y aurait 285 modèles de voitures, ainsi 20 constructeurs utilisant leur technologie Mobileye (Figure 2.8) [46].



Figure 2.8 : Utilisation de Mobileye dans les différents modèles de voiture [16].

Il prévoyait que d'ici quelques années, il capturait environ 80% des systèmes de conduite autonome du monde. La réussite de Mobileye lui a placé au centre des systèmes avancés d'aide au conducteur (ADAS). La contribution de Mobileye dans le domaine d'assistance à la conduite et des voitures autonomes rassemble plusieurs systèmes, tels que LDW (avertisseur de sortie de voie; Lane Departure Warning), FCW (avertisseur de collision

avant; Forward Collision Warning), et TSR (reconnaissance des panneaux de signalisation; Traffic Sign Recognition) (Figure 2.9) [46].



Figure 2.9 : Innovations de pointe de Mobileye.

Ces systèmes ont été conçus pour améliorer activement la sécurité et éviter les accidents, tandis que les airbags et les ceintures de sécurité étaient des mesures de sécurité passives conçues pour sauver des vies après un accident. La technologie Mobileye utilise une seule caméra afin d'analyser l'environnement de la conduite et identifier les obstacles, les panneaux de signalisation routière, les feux de circulation, etc., pour envoyer des signaux au conducteur ou à d'autres systèmes du véhicule (Figure 2.10) [46].

Dans les années 2000, les constructeurs automobiles ont commencé à commercialiser des systèmes d'assistance à la conduite, comme des fonctions de sécurité active dans leurs véhicules.

Au début des années 2010, pratiquement tous les principaux constructeurs automobiles offraient les technologies ADAS en tant que fonctionnalités optionnelles ou standard dans

au moins certaines de leurs gammes de modèles. Un certain nombre de constructeurs automobiles avaient mis en œuvre les technologies Mobileye en 2013, notamment GM, Ford, Chrysler, Volvo, BMW, Daimler, Jaguar, Honda, Nissan et Hyundai [38, 45]. General Motors est devenu le premier constructeur américain à mettre en œuvre la technologie Mobileye en introduisant un système d'alerte de sortie de voie pour trois de ses modèles haut de gamme 2008. Tesla envisageait également d'utiliser Mobileye comme solution probable pour fournir ADAS [46].

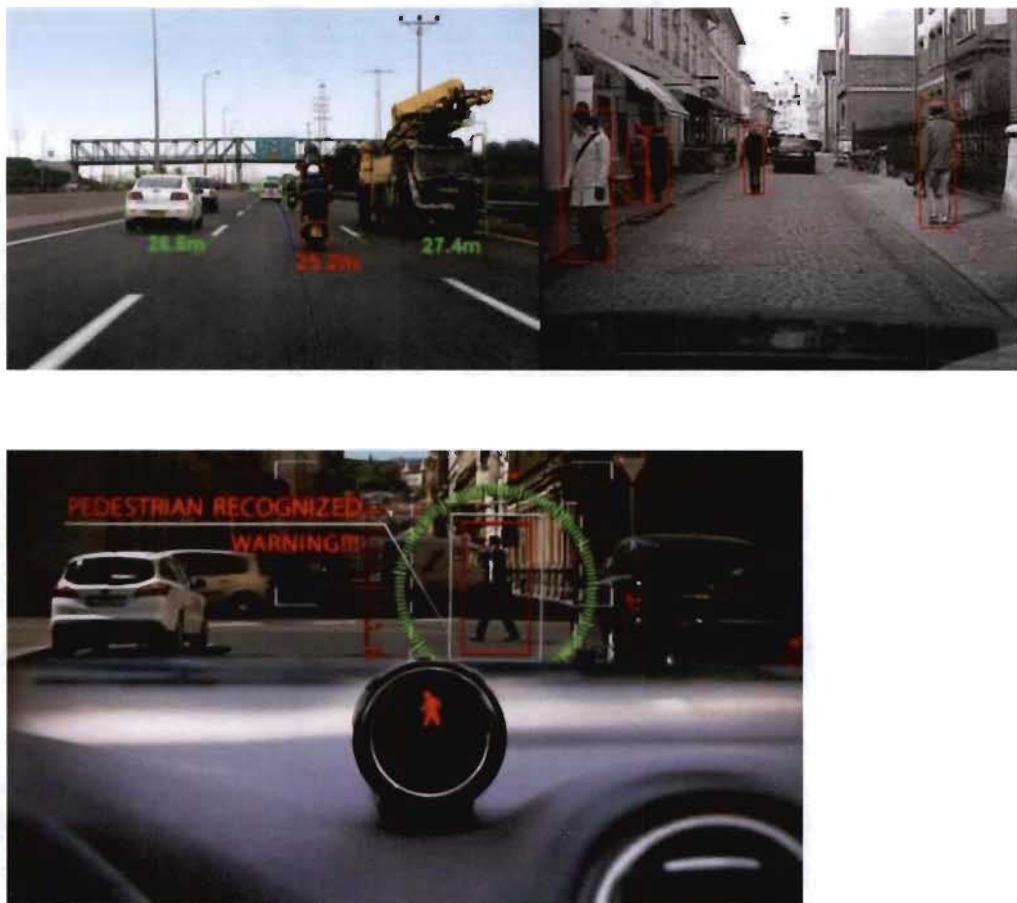


Figure 2.10 : Aperçue du fonctionnement de la technologie de Mobileye: caméra monoculaire (images du haut); Avertissement aux piétons (photo du bas).

## 5. Eco-conduite, environnement et sécurité routière

### 5.1. La conduite écologique (éco-conduite) et l'environnement

En 2015, les émissions totales de GES au Québec se chiffraient à 81,7 Mt. Cela représentait 9,9 t par habitant et 11,3 % des émissions canadiennes, évalué à 721,8 Mt. Même si les émissions de GES au Québec ont diminué de 8,8 %, le secteur qui produisait le plus d'émissions de GES au Québec, en 2015, était celui des transports (routier, aérien, maritime, ferroviaire et hors route), qui générait 34,0 Mt, soit 41,7 % des émissions. Le transport routier représente 78,8 % des émissions du secteur des transports, soit 32,8 % des émissions totales de GES (Figure 2.11) [47].

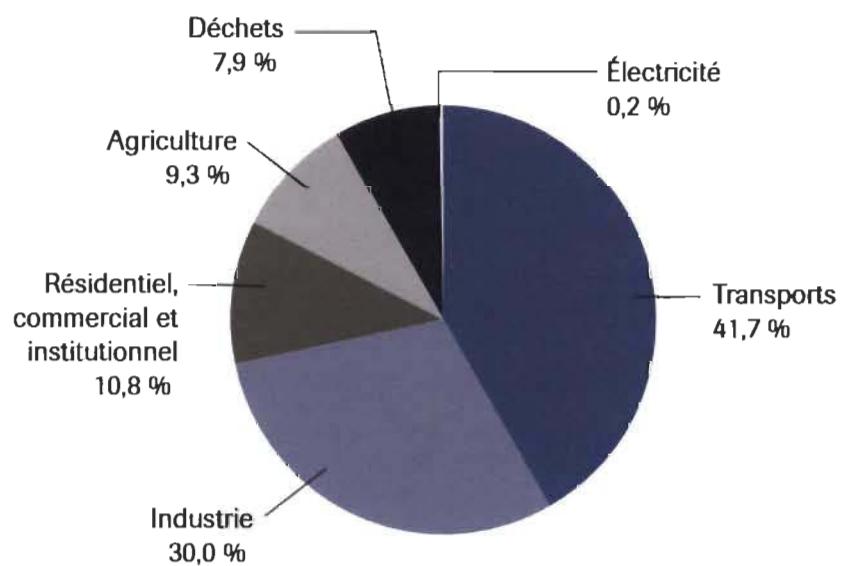


Figure 2.11 : Répartition des émissions de GES au Québec, en 2015 [47].

Le secteur des transports aux États-Unis est responsable de 27% des émissions de gaz à effet de serre (GES) et de 70% de la consommation de pétrole des États-Unis. Les véhicules de surface représentent près de 80% des émissions de GES du secteur des transports aux États-Unis (Figure 2.12).

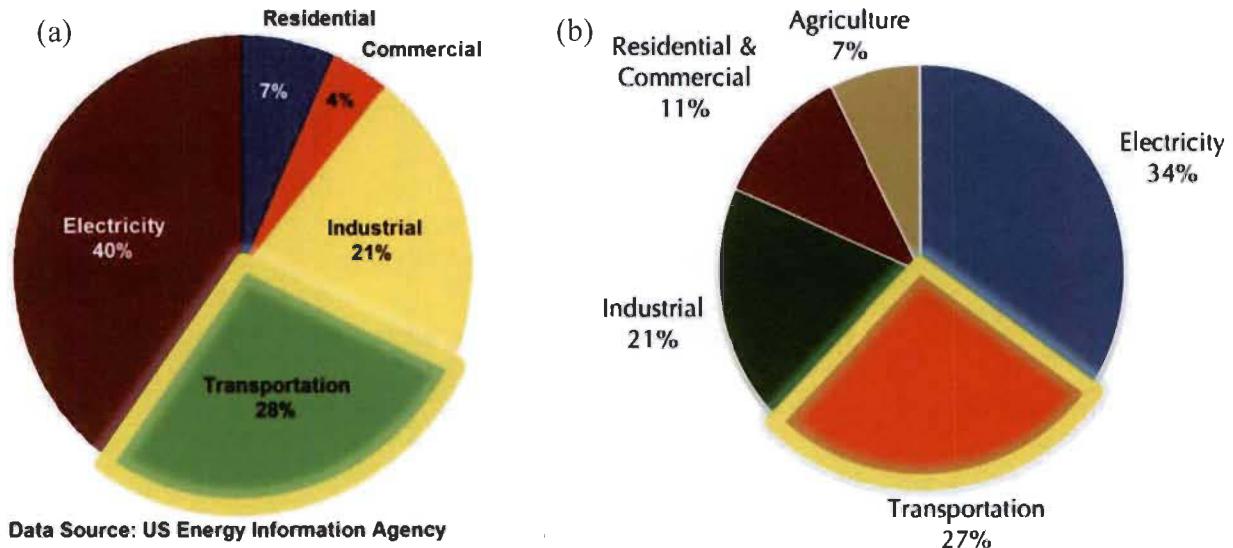


Figure 2.12 : (a) Consommation d'énergie [48] et (b) émissions de gaz à effet de serre [49] par secteur aux États-Unis.

Durant la dernière décennie, un intérêt a été alloué au développement de systèmes de transport intelligents (STI) visant à réaliser des économies d'énergie et à protéger l'environnement. De nombreuses initiatives et applications ont été déployées par plusieurs programmes de recherche, tels que le programme de recherche japonais Energy ITS [50], le programme de recherche ECOSTAND [51], le programme AERIS du ministère des Transports des États-Unis [25] et le programme ITS Canada [26].

Les signalisations écologiques sont parmi les outils les plus prometteurs à court terme, principalement parce qu'une grande partie de la technologie existante peut être facilement utilisée. L'évolution des systèmes de transport intelligents peut être généralisées pour inclure l'utilisation des technologies plus avancés telles que les véhicules connectés afin de réduire la consommation de carburant ainsi que les émissions de GES sur les routes, en

réduisant le ralenti, le nombre d'arrêts, les événements d'accélération et de décélération inutiles et améliorer le flux de circulation aux intersections [52] [53, 54].

L'une des stratégies pour améliorer la conduite écologique consiste à fournir aux conducteurs des conseils et des informations permettent de modifier son comportement de conduite afin de réduire la consommation de carburant et les émissions en conduisant. Ces conseils et ces informations peuvent être fournis par le véhicule lui-même, tels que passer à une vitesse supérieure, maintenir une vitesse constante, anticiper le flux de circulation, accélérer et ralentir, et. En revanche, une écoconduite plus avancée et connectée à des plateformes fournit aux conducteurs une assistance en temps réel, tels que des informations sur les feux de circulation et le niveau de congestion, pour des économies de carburant encore plus importantes [55]. Par exemple, un feu de signalisation diffuse ses informations de phase et de synchronisation du signal (SPaT, défini dans SAE J2735 Message Sets [30]) et la description géométrique de l'intersection (GID ou carte) à l'approche des véhicules. Ces informations sont utilisées ensuite en combinaison avec les informations sur la position et la vitesse du véhicule, pour effectuer des calculs et fournir des conseils de vitesse au conducteur, lui permettant d'adapter la vitesse du véhicule pour passer le signal à venir en vert ou pour ralentir et pour adapter la conduite la plus écologique. D'autre part, le contrôle des feux de circulation peut être intégré au contrôle de la vitesse du véhicule pour améliorer encore la circulation et l'efficacité énergétique [56].

## **5.2. Les systèmes d'aide à la conduite écologique**

En même temps que les systèmes ADAS sont en pleine croissance, des nombreux nouveaux systèmes et outils pour une conduite écologique sont utilisés. De plus en plus,

ces systèmes sont développés par les constructeurs automobiles et directement intégrés dans le véhicule. D'autres systèmes d'écoconduite sont disponibles sur des plateformes web et des applications mobiles. Ces systèmes peuvent être classés sous deux catégories; systèmes informatifs qui transmettent au conducteur des informations sur plusieurs variables du véhicule et systèmes de conseil qui fournissent des conseils sur le fonctionnement optimal du véhicule et qui donnent des conseils spécifiques sur la manière de réduire la consommation d'énergie du véhicule. L'un des défis les plus importants pour les systèmes d'aide à la conduite consiste aujourd'hui à transmettre efficacement des informations au conducteur sans créer de risque pour la sécurité [57-59].

Parmi les systèmes intégrés dans les véhicules depuis des années, on trouve l'indicateur de changement de rapport de vitesse. Avec ce système, les véhicules encouragent les conducteurs à faire fonctionner le moteur dans un régime efficace dans le but de réduire la consommation de carburant. Le conseil est transmis au conducteur par un simple clignotement d'un indicateur qui s'allume sur le tableau de commande. D'autres systèmes conseillent les conducteurs sur l'accélération du véhicule, qui a une forte influence sur la consommation de carburant. De nombreux systèmes d'assistance au conducteur indiquent donc le taux d'accélération et conseillent au conducteur de ne pas dépasser une certaine limite.

### **5.3. Relation entre l'écoconduite, consommation de carburant, vitesse et émissions.**

Le taux de consommation de carburant est défini par la quantité totale de carburant consommée par un véhicule pour parcourir une distance donnée. Dans un système métrique, ce volume de carburant est généralement exprimé en litres. L'économie de carburant est l'inverse du taux de consommation de carburant, et elle est définie par la

distance qui peut être parcourue avec une certaine quantité de carburant. L'économie de carburant est exprimée dans un système métrique en kilomètres par litre [60].

Le taux de consommation de carburant pour un véhicule, à un moteur et un type de carburant donnés, dépend fortement du profil de vitesse du véhicule, sachant que la vitesse moyenne en général n'est pas un bon prédicteur de la consommation de carburant. Ce profil de vitesse peut être décrit par de nombreux paramètres tels que la vitesse instantanée, l'accélération, la décélération et les arrêts [51, 61]. D'autre part, la consommation de carburant et les taux d'émission dépendent non seulement de la vitesse instantanée, mais également d'autres paramètres, tel que données par le Tableau 2.2.

En générale, une vitesse de déplacement constante permet au système de gestion du moteur d'optimiser le débit de carburant dans le cylindre de combustion. Cela minimise la consommation de carburant et les émissions. Pendant l'accélération, le rapport carburant / air est très élevé, ce qui entraîne une forte augmentation des émissions. Cependant et étant donné qu'il n'y a pas d'injection de gaz en décélération, le mélange air-carburant aura tendance à être plus faible, ce qui entraîne une baisse des émissions (Figure 2.13 et 2.14). Ericsson [51] a montré que l'émission des composés organiques volatils (hydrocarbone (HC)) est principalement affectés par l'accélération, où la demande de puissance est élevée et extrême ainsi que le retard de changement des rapports vitesse 2 et 3. Alors qu'une consommation de carburant et des émissions de CO<sub>2</sub> étaient significatives à des vitesses de 50 à 70 km / h.

Tableau 2.2: Facteurs ayant une incidence significative pour la consommation de carburant et les émissions [60].

Facteur de conduite	Consommation de carburant	Émission du CO <sub>2</sub>
Décélération	-	-
Accélération avec une forte demande de puissance	++++	++++
Arrêt	+++++	+++++
Oscillation de vitesse	++	++
Accélération avec une demande de puissance modérée	++	++
Accélération extrême	++	++
Changement de vitesse tardif des rapports 2 et 3	+	+
Régimes moteur modérés aux rapports 2 et 3	--	--
Faible régime moteur à la vitesse 4	-	-
Faible régime moteur à la vitesse 5	-	-

(+ : Augmente, - : Réduit, sur une échelle de 1 à 5)

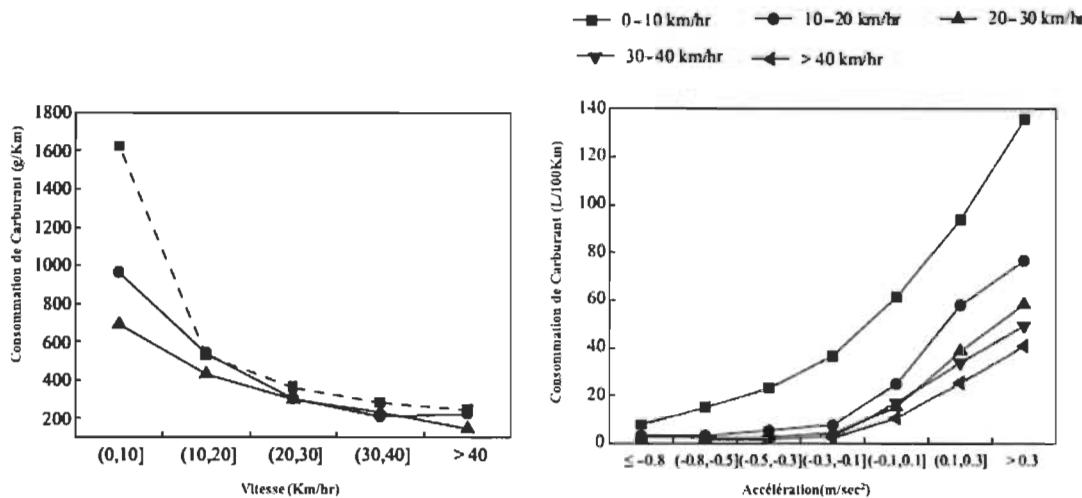


Figure 2.13: Effet de la vitesse (gauche) et de l'accélération (droite) sur la consommation de carburant [62].

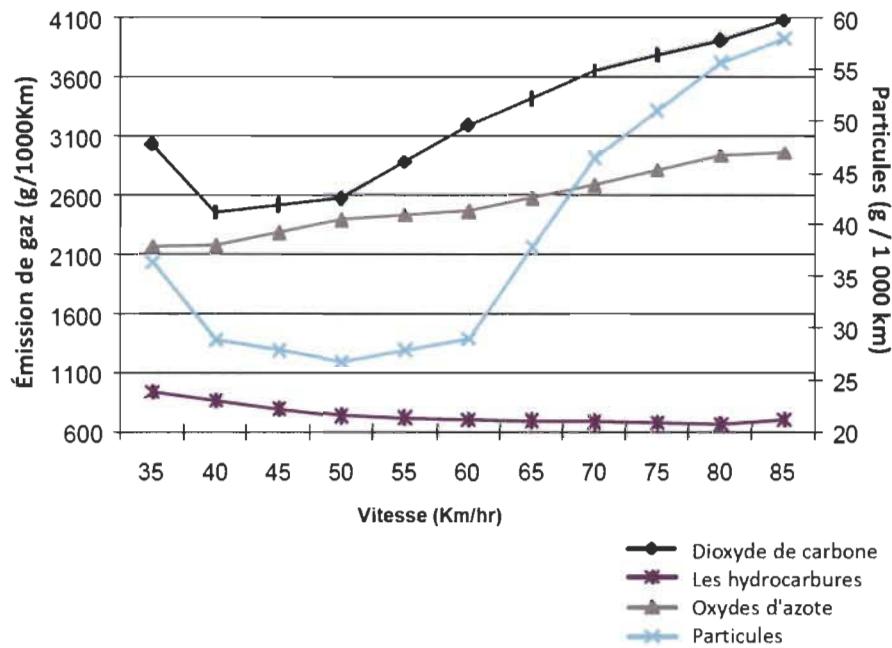


Figure 2.14: Coefficients d'émission de polluants atmosphériques en fonction de la vitesse [63].

#### **5.4. Relation entre la vitesse et la sécurité**

Il est important de réduire le taux d'accidents de la circulation, non seulement pour réduire les pertes humaines, mais aussi les frais médicaux, dommages des véhicules et des infrastructures routières, la congestion due aux accidents, et d'autres pertes économiques. De nombreux chercheurs ont mené des études sur les facteurs associés aux accidents de la route. En général, la vitesse n'est seulement pas reliée à l'efficacité énergétique, mais elle est un facteur clé pour comprendre le taux et la gravité des accidents.

En 1997, Buzeman [64] a lié la consommation de carburant à la sécurité des équipements de transport. C'est évident que les véhicules de grandes dimensions et grande masse consommaient plus de carburant que les petits, mais ils étaient plus résistants aux chocs et plus sûrs en cas de collision. Ces conclusions ont montré que le taux de mortalité a également augmenté lorsque la masse des voitures a été réduite de 300 kg.

Cependant Haworth et Symmons [65] ont démontré en 2012 que réduire la vitesse, baisser les limites de vitesse et modifier le style de conduite ont permis d'améliorer l'économie de carburant, ainsi que d'améliorer la sécurité et diminuer la pollution de l'environnement. Ils ont aussi établi le lien entre les différents facteurs qui influencent la sécurité routière et la consommation de carburant, comme le montre le Tableau 2.3.

Vingt ans avant l'étude de Haworth et Symmons (Tableau 2.3), Walz et ces collaborateurs ont démontré que la réduction de la limite de vitesse de 60 à 50 km / h à Zurich a réduit de 20% le nombre d'accident de piétons et de 25% le nombre de morts. Ces accidents ont également causé moins de blessures mortelles. Le nombre de piétons dont le score de gravité des blessures (ISS) était supérieur à 30 a diminué et la moyenne des ISS est passée de 28 à 20 [66]. Les résultats de Quddus [67] suggèrent que les vitesses moyennes dans la

majorité des pays ne sont pas associées aux taux d'accident, mais à d'autres facteurs ayant une incidence sur les accidents, tels que le volume de la circulation, la géométrie de la route et le nombre de voies. Cependant, la variation de vitesse est statistiquement associée aux taux d'accidents. Une augmentation de 1% de la variation de vitesse est associée à une augmentation de 0,3% du taux d'accidents.

Le volume du trafic change avec le temps. Si ce volume dépasse la capacité routière (trafic routier sans congestion), la vitesse moyenne diminue; ensuite, si le volume du trafic diminue, la vitesse moyenne augmente. L'adoption des limites de vitesse variables, au moyen de panneaux à messages variables, permet de fournir une vitesse appropriée en fonction de l'état du trafic, de l'environnement et des routes en temps réel. Cette stratégie de contrôle du trafic, adoptée dans certains pays européens, a réussi à stabiliser la circulation dans les embouteillages et, réduire la probabilité d'accidents [68, 69].

La vitesse des véhicules affecte la sécurité des piétons de plusieurs manières. Les vitesses réduites du véhicule augmentent le temps dont dispose le conducteur pour détecter les comportements dangereux et inappropriés des piétons et réduire les distances de freinage afin de minimiser ou d'éliminer le risque de collision avec les piétons. Elle permet aussi au piéton du détecter et réagir à la présence du véhicule.

Tableau 2.3 : Résumé des facteurs qui influencent la sécurité routière et la consommation de carburant [65].

	Influence générale sur la sécurité	Influence générale sur l'économie de carburant
<b>Facteurs reliés au véhicule</b>		
Augmentation de la masse du véhicule	Améliorer pour les occupants Aggraver pour les autres	Affecte
Dispositifs de sécurité du véhicule	Améliore	Affecte un peu

Climatisation	Améliore	Affecte
Profil aérodynamique du véhicule plus lisse	Améliore	Améliore
Régulateur de vitesse	Améliore	Améliore
Augmentation de la puissance du moteur	Affecte un peu	Affecte
<b><i>Facteurs route / infrastructure</i></b>		
Remplacer les feux de circulation par des ronds-points	Améliore	Améliore
Réduire la limite de vitesse résidentielle	Améliore	Affecte
Réduire la limite de vitesse sur route dégagée	Améliore	Améliore
Plus d'autoroutes	Incertain	Améliore
Augmenter les infrastructures de transport public et / ou services	Améliore	Améliore
Diminuer la congestion	Peut réduire le nombre total d'accidents	Améliore
Reconstruire plus de routes directes / droites / de niveau	Améliore	Améliore
<b><i>Facteurs d'usagers de la route</i></b>		
Formation en Eco-conduite (attitudes et compétences)	Améliore	Améliore
Application stricte de la limite de vitesse	Améliore	Améliore
Vieillissement du véhicule	Affecte	Affecte
Entretien régulier du véhicule	Améliore	Améliore
Corriger la pression des pneus	Améliore	Améliore
Inspections annuelles et contrôle technique	Améliore	Améliore
Utilisation de moto	Affecte	Améliore
Choix de véhicule mieux informé	Améliore	Améliore
Dispositifs limiteurs de vitesse	Améliore	Améliore
Indicateurs de consommation de carburant	Affecte un peu	Améliore

## **5.5.La conduite efficace**

Pour la conduite, l'un des paramètres fondamentaux que la plupart des conducteurs sont disposés à suivre est l'amélioration de la consommation de carburant. Face à l'augmentation significative du nombre de voiture, l'efficacité énergétique est devenue l'une des premières occupations pour les STI, en plus de son lien à la pollution de l'environnement et aux accidents de voiture [70, 71].

L'efficacité énergétique est influencée par de nombreux paramètres du véhicule et de son environnement, où l'économie de carburant est définie par la relation entre la distance du voyage et le carburant consommé pour ce voyage. L'objectif est de parcourir la plus longue distance possible avec la quantité de carburant minimale [72]. D'autre part, cet objectif ne peut être atteint que par l'invention des nouvelles technologies pour des moteurs automobiles plus efficaces [73-75], l'amélioration de leur aérodynamique, etc. ou par le changement et l'adaptation du comportement des conducteurs [76-79].

Même si l'efficacité énergétique n'a pas été au cœur des préoccupations dans le développement de véhicules automatisées, ces derniers pourraient réduire de moitié l'utilisation d'énergie et les émissions de gaz à effet de serre. Wadud et al. [80] ont montré que l'automatisation des véhicules, dans un scénario optimiste, pourrait réduire de moitié l'utilisation d'énergie et les émissions de gaz à effet de serre (Tableau 2.4).

La Conduite efficace représente les économies d'énergie résultant de l'amélioration de l'utilisation des véhicules automatisées par rapport au comportement du conducteur humain. Tel que présenté dans le Tableau 2.4, des démarriages et des arrêts plus en douceur peuvent améliorer les économies de carburant du véhicule. Jeffrey et al. [81] ont démontré que, compte tenu des effets des conditions de conduite réelles, une conduite efficace

pourrait permettre de réduire la consommation de carburant de 20% sur les conduites agressives et de 5 à 10% sur les conduites plus modérées.

Tableau 2.4 : Résumé de l'effet d'automatisation des véhicules [80].

Facteurs contributifs	Impact potentiel
Suivi rapproché à grande vitesse pour réduire la traînée	-10 % EI
Conduite efficace par arrêt progressif et élimination partielle d'arrêt	-15 % EI
Routage efficace: évitement du trafic et sélection d'itinéraire la plus efficace	-5 % EI
Voyages des populations mal desservies: (jeunes, handicapés et personnes âgées)	+40 % UI
Conduite efficace par élimination d'arrêt et lissage du parcours	-30 % EI
Déplacement plus rapide: possible grâce à la sécurité de la circulation sur l'autoroute	+30 % EI
Plus de déplacements: en raison de la rapidité des déplacements et de la réduction du trafic, les habitants peuvent vivre plus loin des destinations ou voyager plus	+50 % UI
Véhicules plus légers et optimisation du groupe motopropulseur / de la taille du véhicule: très peu d'accidents et une conduite en douceur pourraient permettre l'utilisation de véhicules légers dotés de petits groupes motopropulseurs	-50 % EI
Moins de temps à chercher un parking: moins de véhicules et un parking libre-service	-4 % UI
Taux d'occupation plus élevé: facilité par l'informatique, covoiturage automatisé	-12 % UI
Électrification: le véhicule déployé pourrait être adapté aux besoins des utilisateurs	-75 % FI
“Energy intensity” (EI), “use intensity” (UI); “fuel intensity” (FI).	

Ils ont aussi identifié et résumé les comportements de conduite qui affectent l'économie de carburant:

- Vitesse élevée sur les autoroutes.
- Fréquence et intensité du freinage et de l'accélération.
- Fréquence des arrêts.
- Le moment choisi pour changer de rapport.

- Le temps jusqu'à collision qui est défini comme la distance d'une voiture à une autre divisée par la différence de vitesse.

Samantha et al. [82] ont démontré dans leur étude, de l'effet du comportement du conducteur sur l'économie du carburant et la sécurité, que les conducteurs ont mal respecté les consignes de conduite écologique lors de la conduite dans des zones à forte densité de circulation. Cela suggère que si les conducteurs donnent la priorité à la sécurité avant l'écoconduite, on s'attend probablement à ce que le temps passé à regarder le centre de la route augmente non seulement avec l'augmentation de la densité du trafic, mais peut-être aussi plus dans l'interaction avec un système visuel de conseil d'écoconduite.

Des résultats similaires ont été trouvés par Kircher et al. [83]. Leurs résultats suggèrent que les conducteurs tiennent compte de la situation du trafic avant de jeter un coup d'œil sur un affichage de conseil. Toutefois, les événements de conduite peuvent se dérouler à une vitesse très rapide et, si l'assistance à un écran perturbe les conducteurs, la sécurité pourrait être compromise.

## **5.6. Les ADAS standard et ADAS adaptés**

Un système d'assistance ne peut être efficace que s'il intègre le style de conduite personnel ainsi que la dynamique du système conducteur / véhicule. Cependant, la méthode conventionnelle d'ajustement manuel des systèmes du véhicule pour les adapter aux désirs personnels du conducteur est à peine appropriée pour un ADAS. Ce type d'ajustement nécessite un grand nombre de paramètres qui doivent être ajustés manuellement par le conducteur au cours de nombreux essais, avant que la conduite ne soit adaptée à son profile.

La plupart des systèmes ADAS sont conçus sur la base d'un profile moyen du conducteur,

qui n'est pas adapté à tous les types de conducteurs et qui peut les décourager de l'utiliser [84, 85].

À ce jour, les constructeurs automobiles n'éprouvent que très peu de développement des algorithmes d'adaptation automatique pour les ADAS. Ils mettent des efforts principalement sur la personnalisation du contenu du système d'info-divertissement et la navigation. En revanche, l'adaptation personnalisée des ADAS devait être davantage basé sur différents types de mesures telles que [85]:

- Mesures physiques du conducteur: durée de la fermeture des yeux, fréquence de la tête, etc.
- Mesures de performance de conduite: distance du véhicule suivante, l'angle de rotation du volant, etc.
- Mesures subjectives: il est demandé au conducteur de signaler son sentiment de somnolence, fatigue, etc. au système.
- Mesures biologiques chez le conducteur: fréquence cardiaque, tension artérielle, etc.
- Mesures hybrides: combinaison de quelques mesures ci-dessus.

Néanmoins, le déploiement de ces nouveaux concepts d'assistance nécessite une bonne acceptation et une lisibilité de la part des conducteurs. Par conséquent, la conception de l'interaction conducteur / système et de l'interface homme / machine (IHM) est un problème critique. Les nouveaux principes de conception d'interface homme-machine doivent utiliser des interfaces multimodales combinant différentes modalités de communication, en fonction du contexte et de la tâche à exécuter, ainsi que des fonctions adaptatives [86].

Les modèles de conducteur ont été utilisés dans le passé pour personnaliser le contrôle des véhicules intelligents. Ces modèles ont été mise en œuvre en utilisant un modèle Piece-Wise AutoRegressive eXogenous, des réseaux de neurones artificiels, des modèles gaussiens, etc. Cependant, ces modèles ne sont pas directement applicables au ADAS, car ils ne traitent pas le problème de la sécurité [87]. La modélisation de la conduite humaine est une tâche compliquée. Pour le faire, il faudrait tenir compte de la perception humaine, le traitement de l'information, la prise de décision et l'exécution d'une action physique, qui sont tous des systèmes extrêmement complexes.

Un certain nombre d'approches ont été proposées dans la littérature pour se rapprocher du processus réel. Parmi les approches de modélisation les plus courantes:

- Approches de la boîte noire (*Black box approaches*), qui mappent directement les caractéristiques représentant les situations de conduite aux conducteur. Elles peuvent représenter des approches paramétriques (où l'expression analytique du modèle est définie a priori et les paramètres sont soit définis manuellement, soit appris à partir de données) et non paramétriques. Le modèle est déduit des données à l'aide d'approches d'apprentissage automatique statistiques telles que les réseaux de neurones artificiels)
- Systèmes hybrides stochastiques (*Stochastic hybrid systems*) qui représentent l'état du conducteur par une variable aléatoire avec une fonction de probabilité de transition associée. Le modèle de conduite est une fonction de l'état du conducteur, qui est souvent choisi en tant que variable discrète qui caractérise le type de stratégie de contrôle appliquée par le pilote. Cet état peut être estimé à l'aide de techniques de classification standard (Méthode K-means, Modèle de Markov, etc.).

## **Chapitre III: Prise en main de la technologie Mobileye**

### **1. Introduction**

Dans les chapitres précédents, différents systèmes ADAS et technologies de détection et de reconnaissance de panneaux de signalisation sont décrites. Un bref aperçu de la technologie Mobileye est aussi présenté. Comme tout autre capteur, la bonne utilisation et interprétation des signaux et d'information nécessite d'être bien familiarisé avec la technologie.

Ainsi, dans ce chapitre, nous introduisons les différentes étapes effectuées pour maîtriser l'utilisation du système Mobileye. Les différents équipements et composants utilisés dans les premiers tests sont décrits. En outre, l'installation et le calibrage de Mobileye ainsi que la lecture des messages sur le CAN-Bus sont détaillés.

### **2. La technologie Mobileye**

#### **2.1. Présentation sommaire de Mobileye**

Le système Mobileye 5 utilise une caméra numérique intelligente (Figure 3.1) située sur le pare-brise à l'intérieur du véhicule. Cette caméra permet à travers sa puce EyeQ de fournir un traitement d'images haut performance en temps réel, en utilisant les technologies de détection de véhicules, de voies et de piétons, ainsi qu'une mesure efficace des distances dynamiques entre le véhicule et les objets de la route. La puce EyeQ identifie et trie les images traitées dans des situations de conduite réelles, et transmet les alertes pertinentes à l'unité de contrôle et d'affichage EyeWatch, qui fournit ainsi des alertes au conducteur.



Figure 3.1 : Caméra principale de Mobileye 5

La brochure de sécurité indique clairement que Mobileye 5 ne garantit pas une précision de 100% dans la détection des véhicules ou des voies de circulation, ni dans l'avertissement de tous les dangers potentiels sur la route. Elle indique aussi que cette technologie est conçue pour les routes revêtues avec une signalisation de voie dégagée et qu'une utilisation dans d'autres conditions de conduite pourra perturber les fonctionnalités du système.

Mobileye 5 fonctionne dans des conditions météorologiques variées, mais des conditions météorologiques extrêmes qui *affectent* considérablement la *visibilité* peuvent affecter les capacités de réponse des fonctionnalités du système. D'autre part, les fonctionnalités de la caméra numérique du Mobileye dépendent du champ de vision et du bon calibrage.

Certaines fonctionnalités telles que l'alerte (PCW) d'une collision avec un piéton ou un cycliste n'est actif que pendant les heures de clarté et n'est disponible que dans certaines zones géographiques.

## **2.2. Les fonctionnalités du système Mobileye**

La caméra intelligente utilise les technologies de détection de piétons, de véhicules, de voies et de panneaux de signalisation pour mesurer la distance qui les sépare, en fournissant au conducteur des alertes rapides.

Les alertes sont souvent sous forme d'acronyme et sont définies comme suit :

- FCW (Forward Collision Warning): elle alerte le conducteur, en environ 2,7 secondes avant la production, d'une collision avec un véhicule ou une moto devant lui. Cette fonctionnalité est active lorsque la vitesse du véhicule est de 30 à 200 Km/h.
- UFCW (Urban Forward Collision Warning) : cette fonctionnalité est de même type que la FCW, mais pour des faibles vitesses (de 0 à 30 Km/h) comme la conduite urbaine et des conditions de trafic denses.
- PCW (Pedestrian Collision Warning) : elle alerte le conducteur au maximum 2 secondes avant qu'un risque de collision avec un piéton ou un cycliste ne se produise. Elle n'est active que pendant la journée lorsque le véhicule voyage à moins de 50 km/h.
- LDW (Lane Departure Warning) : cette fonctionnalité mesure la distance entre les roues du véhicule et les marques de voie des deux côtés et alerte le conducteur lorsqu'il s'écarte involontairement de la voie de conduite. Elle n'est active que lorsque la vitesse du véhicule est supérieure à 55 Km/h.
- HMW (Headway Monitoring Warning) : elle permet au conducteur de garder une distance de conduite sûre et émet une alerte si la distance est inférieure ou égale à

un seuil prédéfini. Elle ne fonctionne que lorsque la vitesse du véhicule est supérieure à 30 Km/h.

- IHC (Intelligent High-Beam Control): elle contrôle les feux de croisement et feux de route du véhicule selon la luminosité et l'état du trafic à proximité. Elle est active la nuit et à des vitesses supérieures à 35 km/h.
- SLI et TSR (Speed Limit Indication and Traffic Sign Recognition): cette fonctionnalité indique la limite de vitesse de circulation sur une route ainsi que les signalisations du trafic. Elle détecte et classe les signes de vitesse et alerte le conducteur si la vitesse du véhicule dépasse la vitesse permise détectée sur le panneau.
- LKA (Lane Keeping and Guidance Assist): elle est capable de commander le système de direction, afin d'éviter la dérivation involontairement du véhicule hors de la voie de circulation.



Figure 3.2 : Exemples de fonctionnalités du système Mobileye

## 2.3. Installation et calibrage de Mobileye

### 2.3.1. Installation des composants de Mobileye

Les différentes fonctionnalités du système Mobileye sont assurées à travers un ensemble de composants, détaillés comme suit :

- Caméra principale de Mobileye 5 (voir section précédente pour la description)
- Câble de connexion de l'unité principale Mobileye 5 (Figure 3.3) : ce câble est divisé en plusieurs fils utilisés pour la connexion avec les différents éléments (câbles d'alimentation connectés à la sortie 12V du véhicule, câbles connectés au CAN-Bus du véhicule, câbles pour les feux de route du véhicule (pour IHC) connectés via un relais externe, câbles pour Mobileye EyeWatch Display & Control unit et des câbles reliés à Mobileye EyeCAN pour la configuration du système. Les différentes connexions de câble sont données par le tableau 3.1.



Figure 3.3 : Câble de connexion Mobileye.

Tableau 3.1 : Les différentes connexions du système Mobileye (source : Mobileye Technical Installation Guide)

Wire Name & Function	Wire color	Connection To
BAT + (12/24V)	Red	Vehicle constant power (Battery)
GND	Black	Vehicle GND (BAT-)
Ignition (12/24V)	Blue	Vehicle Ignition Signal
CAN B H	White	Vehicle CAN-bus (CAN High wire)
CAN B L	Yellow	Vehicle CAN-bus (CAN Low wire)
IHC – (Analog Output)	Gray	Vehicle High-beams via external Relay
Aux	Pink	Aux
EyeCAN (6 pin connector)	Black	EyeCAN unit (for system alibration)
EyeWatch (4 pin connector)	Black	EyeWatch Display & Control unit

- Unité de contrôle et d'affichage EyeWatch : cette unité affiche toutes les alertes visuelles et les indications pour le conducteur (Figure 3.34). Elle permet aussi tous les réglages et contrôle du système (des touches de contrôle "+", "-", Power On / Off, system réglage du volume, d'affichage et réglage de la luminosité).



Figure 3.4 : EyeWatch avec câble de connexion.

La procédure de connexion réelle du système Mobileye avec les signaux de la voiture ainsi que le système d'acquisition des données sont présentés au schéma de la figure 3.5.

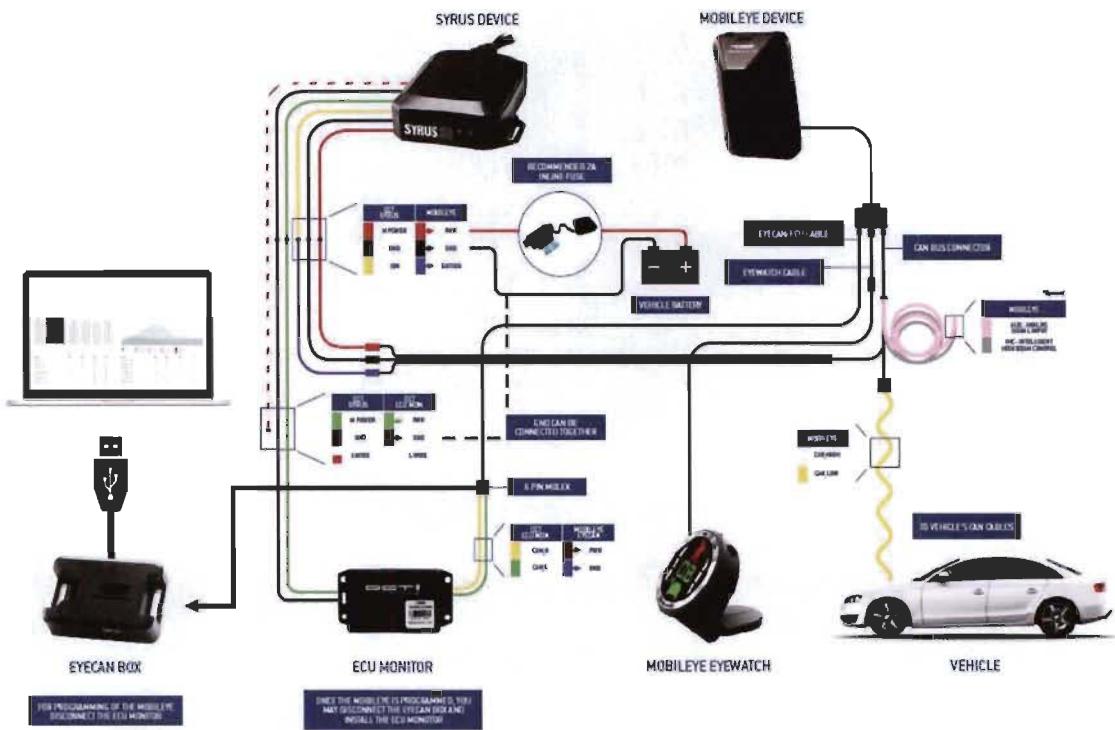


Figure 3.5 : Schéma de connexion du système Mobileye.

### 2.3.2. Installation et calibrage

Afin d'assurer le calibrage et la configuration du système d'assistance à la conduite Mobileye, les logiciels "Mobileye Setup Wizard ", "Microsoft .NET Framework 3.5" et "Microsoft SQL Server" doivent être installés sur un ordinateur. Mobileye software contient une base de données de véhicules de plusieurs constructeurs d'automobiles. Il ne peut se connecter qu'à des véhicules dont leur base de données CAN-Bus est disponible dans cette base de données.

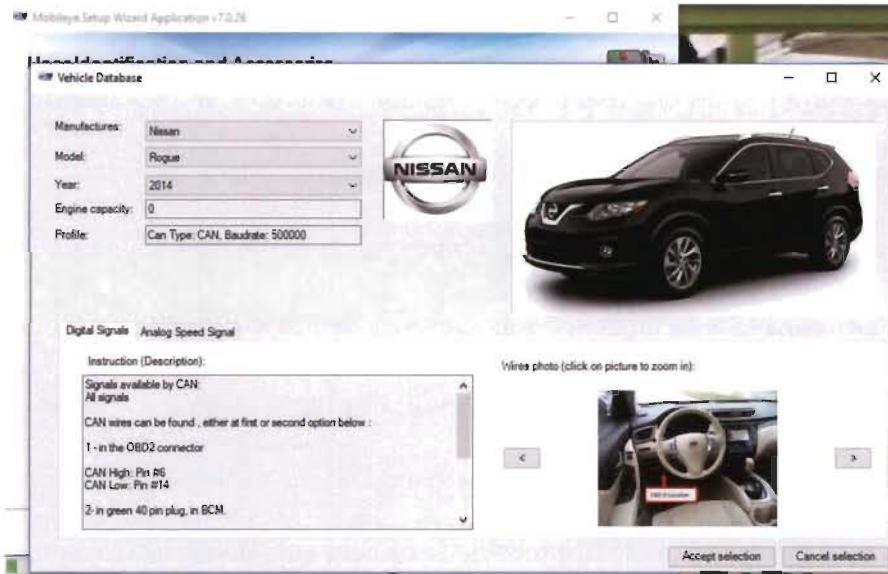


Figure 3.6 : Aperçu de l'interface Mobileye Setup Wizard.

L'installation du logiciel Mobileye inclue automatiquement l'application "Mobileye CanSee", qui est utilisée pour le CAN Sniffing (lire les communications qui se produisent sur le port CAN-Bus).

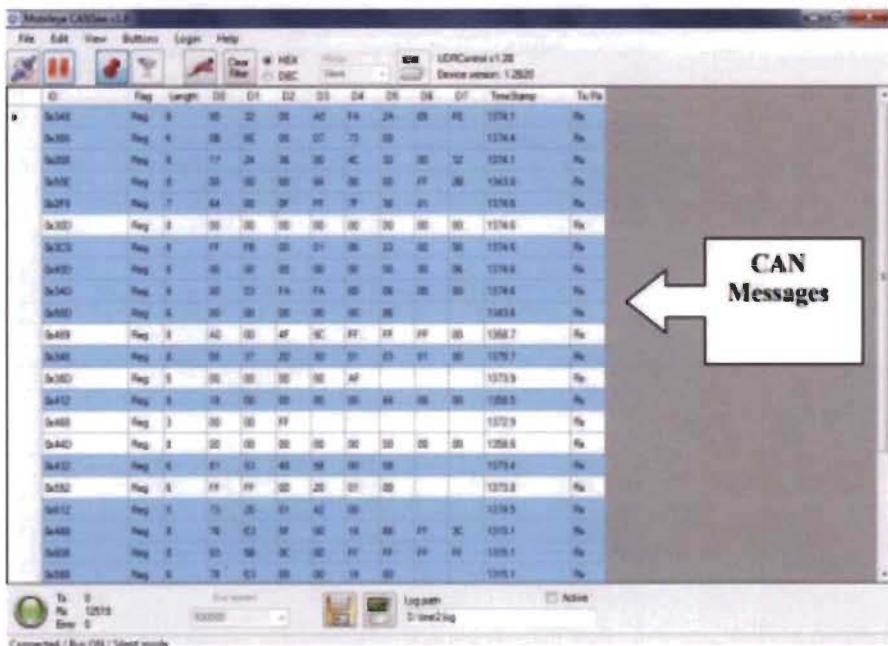


Figure 3.7 : Aperçu de l'interface CanSee.

Le calibrage est l'étape la plus importante pour assurer le bon fonctionnement de système Mobileye. Le calibrage est effectué avec le logiciel "Mobileye Setup Wizard".

Les différentes étapes de calibrage sont résumées comme suit:

- Choisir dans la base de données la voiture sur laquelle Mobileye sera installé.
- Vérifier dans la base de données la présence de CAN-Bus de cette voiture.
- Prendre les mesures nécessaires (Figure 3.8) de la voiture comme la hauteur, la largeur, la distance de la caméra au parechoc, la distance de la caméra au côté gauche de la voiture et la distance de la caméra au côté droit. Ces mesures seront utilisées pour l'ajustement de l'angle de la caméra.
- Connecter le fil OBD2 de Mobileye au port OBD2 de la voiture.
- Connecter Mobileye EyeCAN au port USB de la voiture.

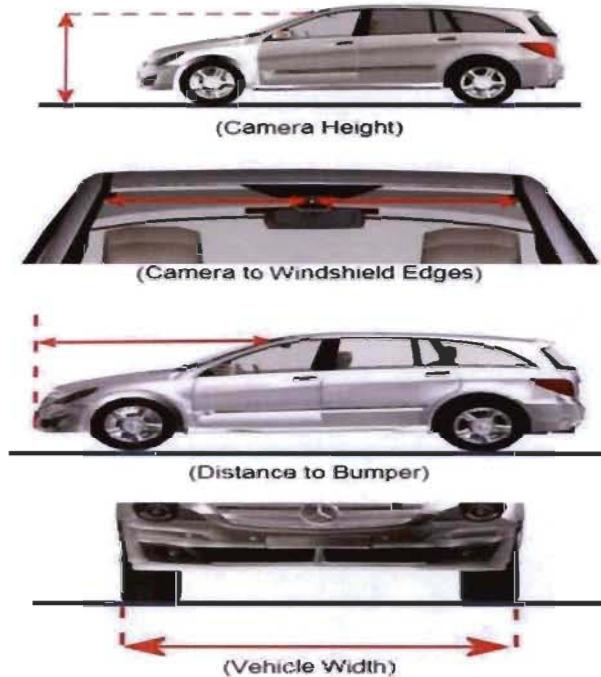


Figure 3.8 : Les mesures nécessaires pour le calibrage du système Mobileye.

- Démarrer la voiture.
- Démarrer le logiciel Mobileye Setup Wizard.
- Suivre toutes les instructions du logiciel. Ce dernier va identifier le profil CAN du véhicule à partir de la base de données. Il identifie par la suite les informations de système, comme le numéro de série du système (SN), la version de fichier et les versions du chargeur de démarrage.
- Une fois que les connexions sont établies à l'unité Mobileye, l'acquisition d'image de la caméra est affichée dans la fenêtre "Installation de la caméra".

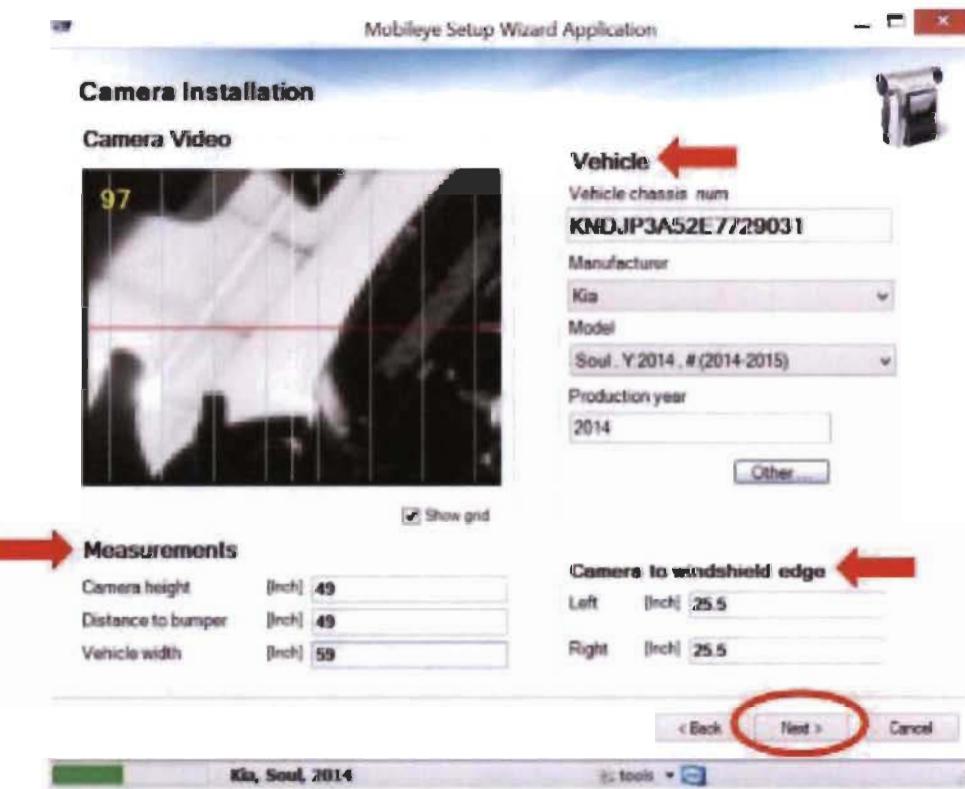


Figure 3.9 : Aperçu de l'interface Mobileye Setup Wizard durant l'étape de calibrage.

Afin d'ajuster l'angle de la caméra par rapport au champ de vision de l'environnement :

- Placer l'outil TAC devant la voiture et aux milieux de pare-chocs.
- Marquer la hauteur mesurée de la caméra dans la voiture sur le TAC.
- Alignez la ligne rouge (Figure 3.11) dans la vue Mobileye de l'écran avec la ligne repérer sur le TAC.
- Choisir l'option Calibrage automatique.
- Vérifier les connexions physiques de tous les signaux au système Mobileye en appliquant les signaux de freinage et de virage gauche / droit (Figure 3.12).

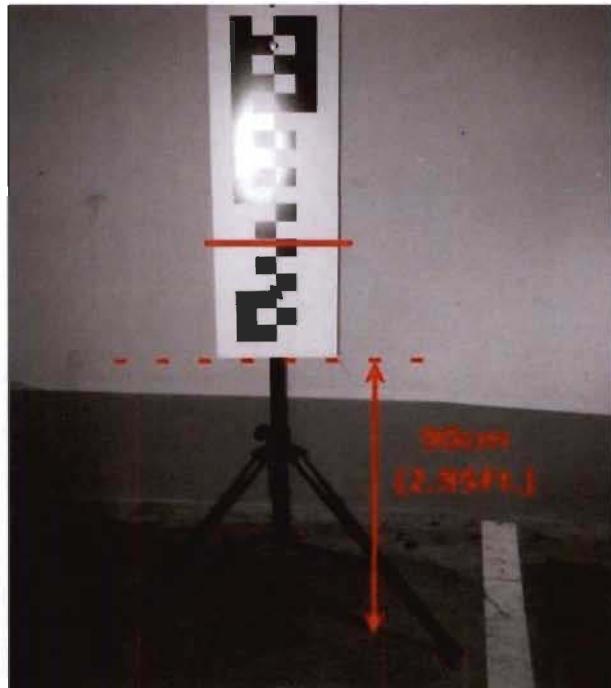


Figure 3.10: Outil de calibrage (TAC)

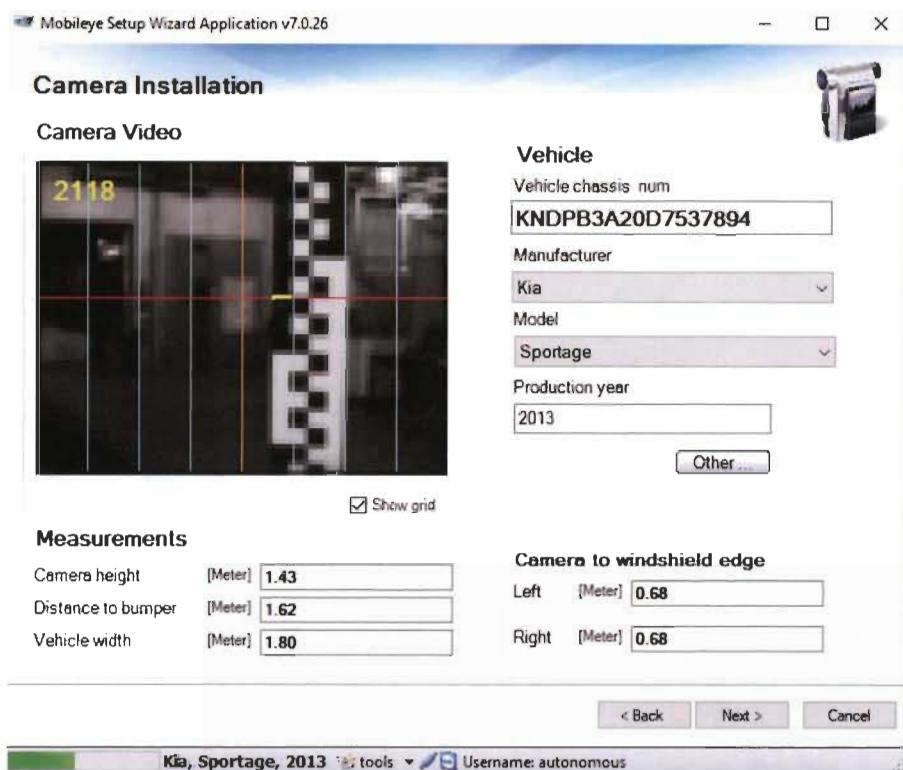


Figure 3.11 : Aperçu de l'interface de calibrage, réglage du champ de vision.

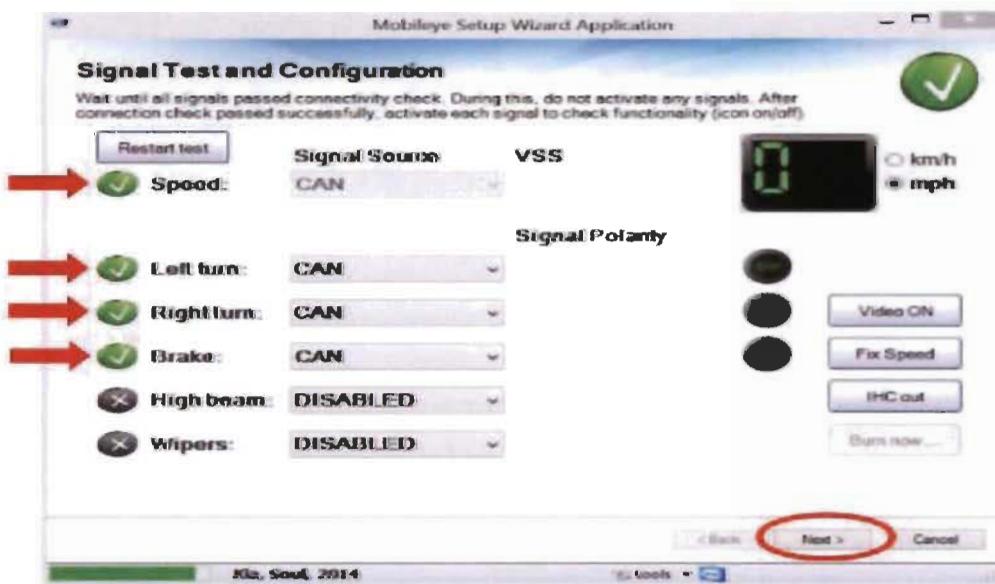


Figure 3.12 : Aperçu de l'interface de calibrage, vérification des connexions.

Pour finaliser le calibrage, une période de conduite dans une route avec les différents types de traçage et de signalisation est nécessaire. La conduite doit être effectuée à une vitesse maximale de 35 km/h.

### 2.3.3. Connexion à la sortie Mobileye CAN

Afin de lire les messages CAN de Mobileye (Controller Area Network) après calibrage, commencez par repérer les fils étiquetés eyeCAN dans le faisceau de câbles. Les fils violet (CAN bas) et marron (CAN haut) sont connecté à un fil supplémentaire, soudé à un connecteur DB9 avec une résistance de 120 ohms (entre CAN haut et CAN bas : CAN High Braser sur la broche 7 du connecteur DB9 et CAN Low Braser sur la broche 2).



Figure 3.13 : Connexion à la sortie Mobileye CAN à travers CAN haut et CAN bas.

Les messages de sortie sur le bus CAN Mobileye sont par la suite récupérés par un Kvaser, branché sur le DB9.

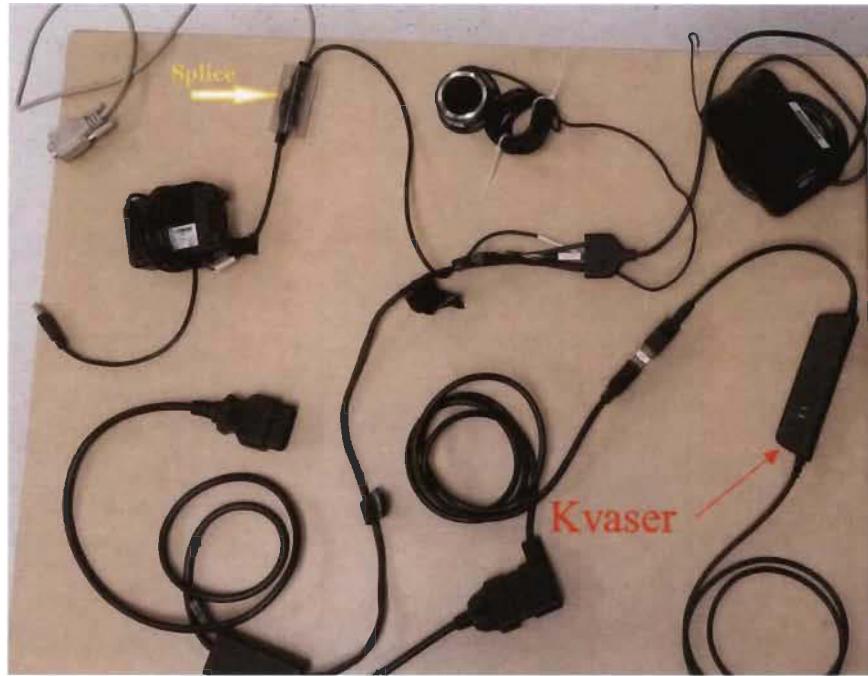


Figure 3.14 : Aperçu de toutes les connexions nécessaires à la lecture des messages de la sortie Mobileye CAN.

### **3. Outils et méthode d'acquisition des signaux de sorties du CAN-Bus**

#### **3.1. Équipements utilisés**

La voiture Hyundai Tucson ix35 à pile à hydrogène (pile à combustible) de l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH) de l'UQTR a été utilisée pour la partie de prise en main de la technologie Mobileye.

La société Robert BOSCH GmbH est à l'origine de la conception du CAN-Bus. Le CAN est un réseau embarqué qui permet l'interconnexion entre plusieurs unités du système automobile, ainsi que l'insertion ou la suppression d'éléments au sein d'un même système. Le CAN-Bus assure le transfert des informations de manière séquentielle (c'est-à-dire bit par bit) ou bien paquet de bits (Figure 3.16).



Figure 3.15 : Tucson ix35 à pile à hydrogène.

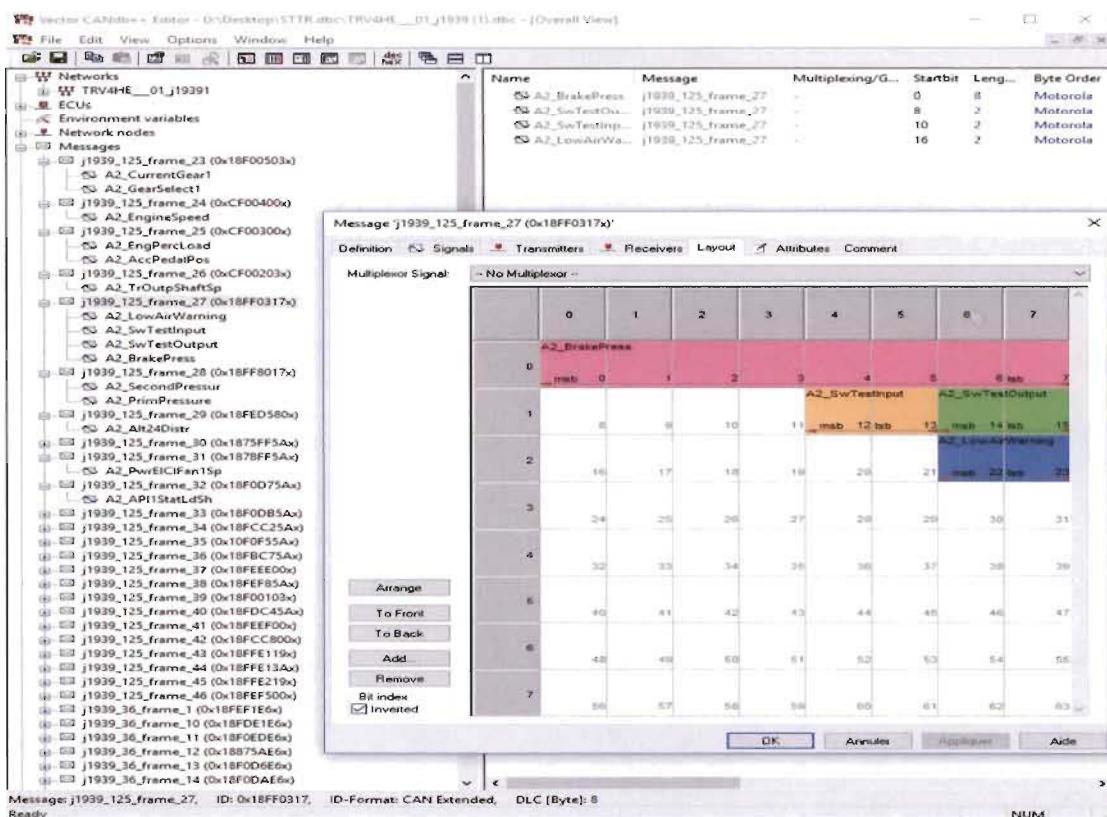


Figure 3.16 : Exemple d'informations du véhicule Hyundai disponible sur le CAN-Bus.

L'information est véhiculée sur deux lignes (CAN H et CAN L) symétriques autour d'une référence à 2.5 Volts. Les niveaux récessifs/dominants sont lus sur CAN L (la trace rouge du Figure 3.17). Les débits de transfert d'informations autorisés vont jusqu'à 1Mbit/s. La majorité des véhicules sont dotés de système à un débit de 250 Kbit/s et depuis peu des débits de 500 Kbit/s. Le CAN-Bus utilisé dans ce travail permet un débit de transfert de 250 Kbit/s.

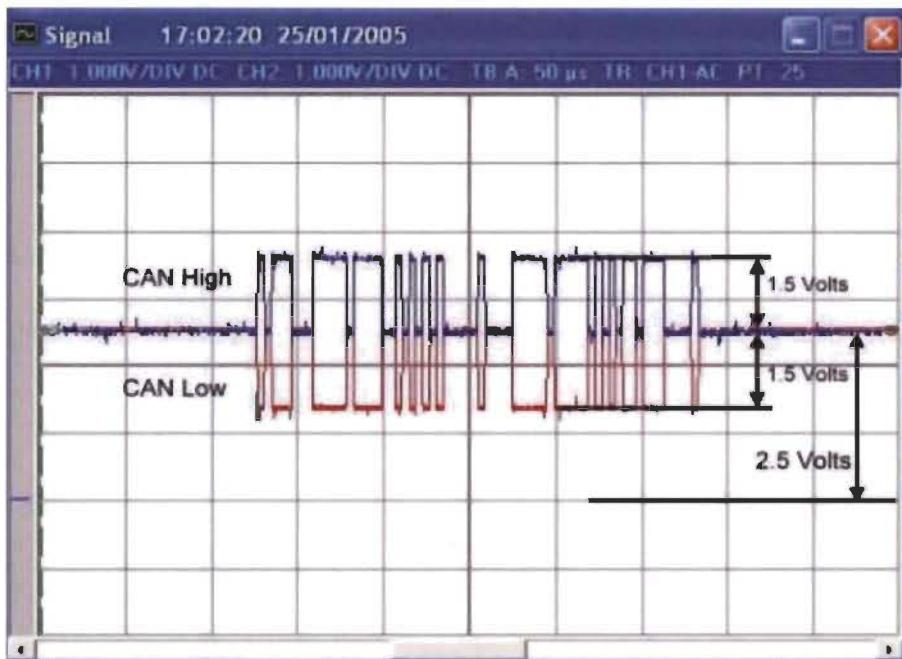


Figure 3.17 : Exemple de signaux d'informations.

### 3.2. Procédure d'acquisition et de décodage des signaux de sorties du CAN-Bus du véhicule

La communication avec le CAN-Bus du véhicule Hyundai est assurée en utilisant le logiciel CANKing (Figure 3.18), qui est un moniteur et un outil de diagnostic polyvalent installé sur un ordinateur portable. La liaison physique du véhicule à CANKing, à travers

le CAN-Bus et le port USB de l'ordinateur, est réalisée en utilisant Kvaser (voir Figure 3.14 pour l'installation du Kvaser).

Tel que montré dans la figure 3.18, les messages CAN du véhicule sont en hexadécimale. Ces messages sont décodés seulement par le constructeur du véhicule. Une identification des messages relatives aux identificateurs CAN de vitesse, freinage et de clignotant gauche / droit est réalisée en activant chaque fonctionnalité du véhicule et en explorant la variation des messages sur CANking. En particulier, l'identificateur CAN de la vitesse est déterminé pour chaque valeur de vitesse en faisant des différentes lectures des messages sur CANking à des vitesses constantes et variables (0, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80 km/h). Un exemple de formulaire de décodage du véhicule Hyundai ix35 est présenté dans la figure 3.19. Le processus de décodage utilisé dans cette partie du travail est lent et parfois compliquées, mais c'est le seul moyen qui est à notre disposition.

Output Window											
0	00000090	8	09	29	C1	0A	AF	98	00	00	44E.455730 R
0	00000091	8	03	60	00	00	00	00	00	00	44E.455980 R
0	00000092	8	00	00	00	00	00	00	00	5E	44E.456240 R
0	00000093	8	03	40	1F	25	01	00	00	00	44E.456490 R
0	00000100	8	26	1F	00	00	00	60	9F	41	44E.464170 R
0	00000130	8	00	00	05	0B	C6	01	04	00	44E.461020 R
0	00000131	8	00	00	00	00	00	00	00	00	44E.461270 R
0	00000153	8	00	00	10	FF	FD	07	00	15	44E.464430 R
0	00000160	8	00	F8	FF	02	00	00	00	05	44E.450710 R
0	000001E4	8	00	08	00	00	00	00	06	0E	44E.454620 R
0	000001E5	8	0A	38	80	00	00	00	02	B0	44E.461530 R
0	000001F1	8	00	00	00	00	00	00	00	00	44E.459480 R
0	00000220	8	C1	04	F2	03	02	00	1E	10	44E.455310 R
0	000002A2	8	05	00	00	00	00	00	00	00	44E.458970 R
0	000002B0	5	9A	FF	00	07	8C				44E.461700 R

Figure 3.18 : Exemple de sortie du logiciel CANking.

### **3.3. Procédure d'acquisition et d'interprétation des messages de sorties du Mobileye CAN**

La procédure de connexion afin de récupérer les messages CAN Mobileye est présentée dans la section 2.3.3 (Connexion à la sortie Mobileye CAN). Comme sur le CAN-Bus du véhicule, la liaison physique du système Mobileye au logiciel de lecture CANKing, à travers le port USB de l'ordinateur, est réalisée par Kvaser. Le protocole *ExtLogData2* est utilisé pour envoyer les informations des calculs du système Mobileye sous forme de messages.

Ce protocole permet d'envoyer des informations liées à l'affichage et l'avertissement (AWS Display, la reconnaissance de panneaux de signalisation, des informations de mesures des voies et des informations de détection des obstacles).

Ces messages sont transmis sous formes d'identifiants (exemple) :

- Les identifiants des messages d'affichage et d'avertissement commencent par 0x700.
- Les identifiants des messages de reconnaissance des panneaux de signalisation (TSR) commencent par 0x720-0x727.
- Les identifiants des messages liés aux informations de détection d'obstacles commencent par 0x738-0x73B.
- Les identifiants des messages liés au protocole CAN commun LKA (Traçage de voies) commencent par 0x766-0x76D.

Les messages relatifs aux affichages et avertissements de type AWS Display (0x700) sont transmis dans un format CAN de 64 bits. La figure 3.20 présente un exemple du format du message CAN de type AWS Display (0x700).



## Mobileye CAN Sniffing Form – Required information

CAN Sniffing must be done when car is on.						
Car Manufacturer	HYUNDAI					
Car Model	TUCSON					
Year	2015					
Engine Type (Diesel, Petrol, Hybrid, etc.)	Electric Hydrogen					
Engine Capacity (in Liters)						
CAN Type (highlight the correct one)	OBD2	GMLAN		J1939		Other
Bus Speed (highlight the correct one)	33	50	83	100	125	250
Bus Speed (highlight the correct one)	500					

CAN Wires	Wire location	Wire color	Pin #
CAN High			
CAN Low			
GND			

For each CAN signal please add the following information from the vehicle CAN-bus:						
Signal	Message ID	Byte start	Byte end	Bit start (OFF)	Bit end ( Signal ON value)	
Wipers						
Right blink	0x690	D3	D3	32	33	
Left blink	0x690	D3	D3	32	32	
High beam					High Beam Flasher	
Low beam						
Brake	0x2A2	D3	D7	24	25	See instruction here
Speed	0x500	D3	D4	==> Speed log file is a mandatory		

[EyeCAN](#) [Kvaser](#)

For each speed value, enter the correct data as shown in the CANsee app									
Speed km/h @ mp/h	0	10	20	30	40	50	60	70	80
Byte 1 (Hex)	00	0B	14	1E	27	30			
Byte 2 (Hex)	32	32	32	32	32	32			

Figure 3.19 : Exemple de décodage des messages CANking.

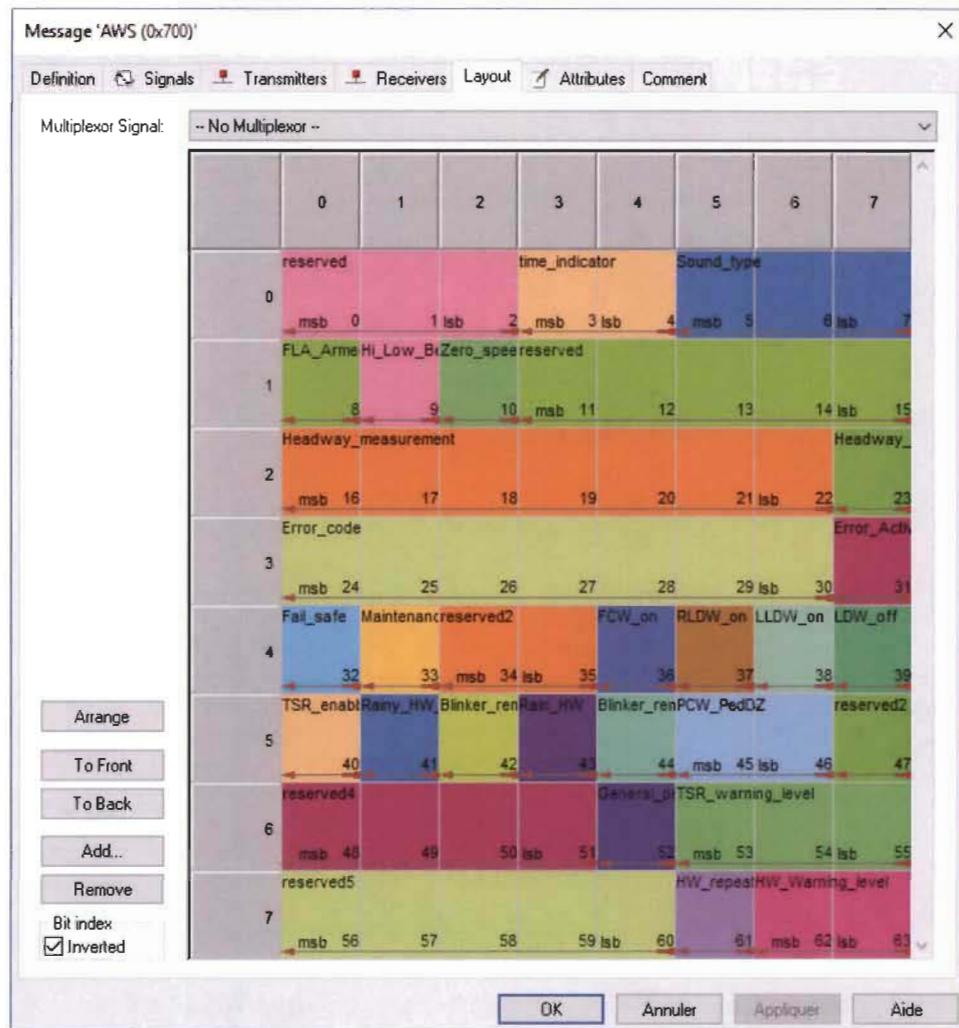


Figure 3.20 : Exemple de message CAN de type AWS Display.

### 3.3.1. Les messages CAN de type AWS Display (0x700)

Ces messages présentent les informations d'affichage et d'avertissement données par EyeWatch. Il contient des bits qui décrivent si le système est en mode nuit ou non, crépuscule ou non, si les algorithmes de voies sont activés ou non, si le Headway est activé ou non, si le LDW est activé ou non. Ce message donne aussi des informations liées aux avertissements de collision par rapport aux voitures (FCW) et par rapport aux piétons (Ped FCW). Les détails des messages fournis sont donnés dans la figure 3.21.

<i>Bit</i>	7 (MSB)	6	5	4	3	2	1	0 (LSB)
<i>Byte 0</i>	Suppress	<i>Reserved</i>		Night Time	Dusk Time	Sound Type		
<i>Bit</i>	7 (MSB)	6	5	4	3	2	1	0 (LSB)
				Indicator	Indicator			
<i>Byte 1</i>	<i>Reserved</i>							
<i>Byte 2</i>	Headway Measurement							HW valid
<i>Byte 3</i>	<i>Reserved</i>							
<i>Byte 4</i>	Failsafe	Maintenancce	Right Crossing	Left Crossing	FCW on	Right LDW on	Left LDW on	Lanes On
<i>Byte 5</i>	<i>Reserved</i>				Ped in DZ	Ped FCW	<i>Reserved</i>	
<i>Byte 6</i>	<i>Reserved</i>							
<i>Byte 7</i>	<i>Reserved</i>						Warning Level	

Figure 3.21 : Détails des messages CAN 0x700–AWS Display.

3.3.2. Les messages CAN de reconnaissance des panneaux de signalisation (TSR) de type 0x720,0x721, ...,0x726.

Les messages CAN 0x720... 0x726 contiennent des détails sur le type (limite de vitesse, sens de circulation, etc.) et la position (longitudinale et latérale) des panneaux de signalisation (TSR) (figure 3.22). Le nombre de message émis correspond au nombre de panneau détectés dans une image, jusqu'à un maximum de 7 panneaux en même temps.

<b>Bit</b>	<b>7 (MSB)</b>	<b>6</b>	<b>5</b>	<b>4</b>	<b>3</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>0 (LSB)</b>
<b>Byte 0</b>								Vision only Sign Type
<b>Byte 1</b>								Vision only Supplementary Sign Type
<b>Byte 2</b>								Sign Position X
<b>Byte 3</b>								Sign Position Y
<b>Byte 4</b>								Sign Position Z
<b>Byte 5</b>								Filter Type
<b>Byte 6</b>								N/A
<b>Byte 7</b>								N/A

Figure 3.22 : Détails des messages CAN TSR.

### 3.3.3. Les messages CAN de reconnaissance et mesures des voies de conduites de type

0x737

Ce message contient les informations et les mesures liées aux voies de conduites. Parmi ces informations, il y a la courbure de voie, marquage de voie, les informations d'angle inclinaison du véhicule et autres (voir figure 3.23).

	7 (MSB)	6	5	4	3	2	1	0 (LSB)				
Byte 0	<u>Lane Curvature (LSB)</u>											
Byte 1	<u>Lane Curvature (MSB)</u>											
Byte 2	<u>Lane Heading (LSB)</u>											
Byte 3	NA	<u>Left LDW</u>	<u>Right LDW</u>	CA	<u>Lane Heading (MSB)</u>							
Byte 4					<u>Yaw Angle (LSB)</u>							
Byte 5	<u>Yaw Angle (MSB)</u>											
Byte 6	<u>Pitch Angle (LSB)</u>											
Byte 7	<u>Pitch Angle (MSB)</u>											

Figure 3.23 : Détails des messages CAN de type 0x737.

### 3.3.4. Les messages CAN de statut d'obstacle de type 0x738

Mobileye est capable de fournir des informations sur la détection de quatre obstacles en même temps. L'information relative à chaque obstacle est fournie par 4 identifiants différents (ObstacleData1 (0x739) donne l'identifiant de premier obstacle détecté (Figure 3.25), ObstacleData2 (0x73A) donne l'identifiant de deuxième obstacle détecté (Figure 3.26), ObstacleData3 donne l'identifiant de troisième obstacle détecté (0x73B) (Figure 3.27), ObstacleData4 donne l'identifiant de quatrième obstacle détecté (0x742)).

Chaque obstacle peut avoir jusqu'à trois messages de détaille d'informations. Le premier détaille de l'obstacle contient l'identifiant d'obstacle, la position longitudinale ou latérale de l'obstacle par rapport aux points de référence, la vitesse de longitudinale relative de

l'obstacle, le type d'obstacle et le statut de l'obstacle. Le deuxième détail d'un obstacle contient la longueur de l'obstacle, la largeur de l'obstacle, Durée de présence de l'obstacle...

Le troisième message de détail d'un obstacle contient les informations tel qu'Obstacle-Angle-Rate, Obstacle-Scale-Change, Object-Accel-X et Obstacle-Angle...

	7 (MSB)	6	5	4	3	2	1	0 (LSB)
Byte 0	<u>Num_Obstacles</u>							
Byte 1	<u>Timestamp</u>							
Byte 2	<u>Application_Version</u>							
Byte 3	<u>Go!</u>			<u>Right close</u> <u>rang cut in</u>	<u>Left close</u> <u>rang cut in</u>	<u>Active Version Number</u> <u>Section</u>		
	<u>Protocol Version</u>							
Byte 5	<u>Reserved</u>		<u>Failsafe</u>				<u>Close_Car</u>	

Figure 3.24 : Détails des messages CAN de type 0x738.

Bit	7 (MSB)	6	5	4	3	2	1	0 (LSB)		
Byte 0	<u>Obstacle_ID</u>									
Byte 1	<u>Obstacle_Pos_X (LSB)</u>									
Byte 2	<u>Obstacle_Pos_X (MSB)</u>									
Byte 3	<u>Obstacle_Pos_Y (LSB)</u>									
Byte 4	<u>Cut in and out</u>			<u>Blinker Info</u>			<u>Obstacle_Pos_Y (MSB)</u>			
	<u>Obstacle_Rel_Vel_X (LSB)</u>									
Byte 6	<u>Reserved</u>	<u>Obstacle_Type</u>			<u>Obstacle_Rel_Vel_X (MSB)</u>					
Byte 7	<u>Obstacle_Valid</u>	<u>Reserved</u>		<u>Obstacle_Brake_Lights</u>	<u>Obstacle_Status</u>					

Figure 3.25 : Détails des messages CAN de type 0x739, Obstacle Data A.

	<i>7 (MSB)</i>	<i>6</i>	<i>5</i>	<i>4</i>	<i>3</i>	<i>2</i>	<i>1</i>	<i>0 (LSB)</i>				
<i>Byte 0</i>	<u>Obstacle Length</u>											
<i>Byte 1</i>	<u>Obstacle Width</u>											
<i>Byte 2</i>	<u>Obstacle Age</u>											
<i>Byte 3</i>	<u>Radar Pos X (LSB)</u>			reserved		<u>CIPV Flag</u>	<u>Obstacle Lane</u>					
<i>Byte 4</i>	<u>Radar Pos X (MSB)</u>											
<i>Byte 5</i>	<u>Radar Vel X (LSB)</u>											
<i>Byte 6</i>	reserved	<u>Radar Match Confidence</u>			<u>Radar Vel X (MSB)</u>							
<i>Byte 7</i>	reserved	<u>Matched Radar ID</u>										

Figure 3.26 : Détails des messages CAN de type 0x73A, Obstacle Data B.

<i>Bit</i>	<i>7 (MSB)</i>	<i>6</i>	<i>5</i>	<i>4</i>	<i>3</i>	<i>2</i>	<i>1</i>	<i>0 (LSB)</i>					
<i>Byte 0</i>	<u>Obstacle Angle Rate (LSB)</u>												
<i>Byte 1</i>	<u>Obstacle Angle Rate (MSB)</u>												
<i>Byte 2</i>	<u>Obstacle Scale Change (LSB)</u>												
<i>Byte 3</i>	<u>Obstacle Scale Change (MSB)</u>												
<i>Byte 4</i>	<u>Object Accel X</u>												
<i>Byte 5</i>	Reserved		<u>Obstacle Replaced</u>					<u>Object Accel X</u>					
<i>Byte 6</i>	<u>Obstacle Angle (LSB)</u>												
<i>Byte 7</i>	<u>Obstacle Angle (MSB)</u>												

Figure 3.27 : Détails des messages CAN de type 0x73B, Obstacle Data C.

### 3.3.5. Interprétation des messages CAN

La figure 3.28 présente un exemple de fichier Mobileye CAN contenant des messages de différents types, obtenus lors d'un essai routier. Ce message s'étend sur 14 colonnes (Chn, Identifier, Flg, DLC, D0, D1, D2, D3, D4, D5, D6, D7, Time, Dir). Chaque ligne représente un message envoyé à un instant (Time), La colonne « Identifier » présente la nature du message. Tel qu'expliqué dans la section précédente, les données des colonnes D0 à D7 présentent les détails du message CAN.

Chn	Identifier	Flg	DLC	D0	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	Time	Dir
0	0000073B		8	72	02	10	FE	A9	03	23	FA	799.309140	R
0	0000073C		8	3D	EB	04	0C	01	D8	00	83	799.309400	R
0	0000073D		8	3F	26	28	F0	FF	00	08	7F	799.309650	R
0	0000073E		8	0B	02	F3	FC	27	00	4C	FB	799.309910	R
0	00000700		8	00	20	00	01	01	00	00	00	799.400710	R
0	00000760		8	01	87	00	00	00	00	00	00	799.400880	R
0	00000727		8	FE	00	FE	00	FE	00	FE	00	799.401130	R
0	00000669		8	20	20	FA	00	00	20	E0	05	799.401390	R
0	00000766		8	C2	20	FE	FF	7F	FF	7F	00	799.401640	R
0	00000767		4	FF	7F	00	80					799.401810	R
0	00000768		8	C2	E0	01	FF	7F	FF	7F	00	799.402070	R
0	00000769		4	FF	7F	00	80					799.402240	R
0	0000076A		8	FF	7F	00	00	00	00	00	00	799.402500	R
0	0000076B		8	02	00	00	00	00	00	00	00	799.402750	R
0	0000076C		8	C2	9A	FC	FF	7F	FF	7F	00	799.402920	R
0	0000076D		4	64	80	00	80					799.403090	R
0	0000076E		8	C1	D6	05	FF	7F	FF	7F	00	799.403350	R
0	0000076F		4	78	7F	00	80					799.403520	R
0	00000650		8	00	00	00	C1	42	84	68		799.403780	R
0	00000737		8	00	80	00	08	FF	7F	23	61	799.404030	R
0	00000738		6	02	98	00	02	03	00			799.404200	R
0	00000739		8	3F	0E	02	BC	00	29	00	83	799.404460	R
0	0000073A		8	3F	29	00	F0	FF	00	08	7F	799.404720	R
0	0000073B		8	87	02	31	FE	B6	03	2C	FA	799.404890	R
0	0000073C		8	3D	06	05	10	01	D9	00	83	799.405140	R
0	0000073D		8	3F	26	2C	F0	FF	00	08	7F	799.405400	R
0	0000073E		8	EE	01	1C	FD	25	00	53	FB	799.405650	R
0	00000700		8	00	20	00	01	01	00	00	00	799.497990	R
0	00000760		8	05	87	00	00	00	00	00	00	799.498240	R
0	00000727		8	FE	00	FE	00	FE	00	FE	00	799.498500	R
0	00000669		8	20	20	FA	00	00	20	E0	05	799.498750	R
0	00000766		8	C2	20	FE	FF	7F	FF	7F	00	799.498920	R
0	00000767		4	FF	7F	00	80					799.499090	R
0	00000768		8	C2	E0	01	FF	7F	FF	7F	00	799.499350	R
0	00000769		4	FF	7F	00	80					799.499520	R
0	0000076A		8	FF	7F	00	00	00	00	00	00	799.499780	R
0	0000076B		8	02	00	00	00	00	00	00	00	799.500030	R
0	0000076C		8	C2	9A	FC	FF	7F	FF	7F	00	799.500290	R
0	0000076D		4	64	80	00	80					799.500460	R
0	0000076E		8	C1	D6	05	FF	7F	FF	7F	00	799.500630	R
0	0000076F		4	78	7F	00	80					799.500800	R
0	00000650		8	00	00	00	C1	42	7C	FC		799.501060	R
0	00000737		8	00	80	00	08	FF	7F	25	61	799.501310	R
0	00000738		6	02	E3	00	02	03	00			799.501480	R

Figure 3.28 : Exemple de messages Mobileye CAN.

## 4. Analyse et affichage des détails relatives aux messages Mobileye

### CAN

Les messages reçus de Mobileye contiennent des milliers d'information sur la scène de conduite. Dans cette partie du travail, seules les informations liées aux obstacles (identifiants commencent par 0x738-0x73B) sont exploitées. L'analyse de ces informations et l'identification des différents paramètres en lien avec les obstacles détectés par Mobileye est réalisée à travers des algorithmes et des programmes Matlab. Les principaux paramètres identifiés sont les suivants :

- Le type (véhicule, Camion, cycliste ou piéton) et le nombre d'obstacles synchronisé dans le temps.
- La position longitudinale et latérale de chaque obstacle.

Cette étape est réalisée en utilisant les fonctions suivantes (le code Matlab est donné dans l'Annexe A) :

- ***ParseKvaserLogV2*** : cette fonction assure la lecture et le filtrage (en utilisant les identifiants 0x738-0x73B) des données Mobileye (exemple de données présenté dans la Figure 3.24) contenant toutes les informations sur les obstacles.
- ***DisplayMobileyeObstacleStatus*** : cette fonction permet de récupérer tous les messages liés aux nombres d'obstacle détecté dans la scène de navigation et de les trier dans un tableau.
- ***GetObstacleStatus*** : cette fonction reprend le tableau obtenu par la fonction *DisplayMobileyeObstacleStatus* et récupère toutes les informations de ce message en un ensemble de différents variable (présenté dans la Figure 3.24) tel que

Num\_Obstacles, Timestamp, Application\_Version, Active\_Version\_Number  
Section, Left close rang cut in, etc.

- ***DisplayMobileyeObstacles2*** : cette fonction permet d'analyser les différentes informations liées à chaque obstacle détecté dans la scène de navigation. Mobileye peut donner des informations de détection de quatre obstacles en même temps.
  - *ObstacleData1(0x739)* donne l'identifiant de premier obstacle détecté. Chaque obstacle peut avoir jusqu' à trois messages d'informations. Le 1<sup>er</sup> message d'informations est donné par le message *0x739* (identifiant, position longitudinale ou latérale par rapport aux points de référence, vitesse relative, type et statut de l'obstacle) (voir Figure 3.25). Le 2<sup>ème</sup> message d'informations du premier obstacle est donné par le message *0x73A* (longueur, largeur, durée de présence de l'obstacle) (voir Figure 3.26). Le 3<sup>ème</sup> message d'informations est donné par le message *0x73B* (Obstacle-Angle-Rate, Obstacle-Scale-Change, Object-Accel-X et Obstacle-Angle) (voir Figure 3.27).
  - *ObstacleData2 (0x73C)* donne l'identifiant de deuxième obstacle détecté. Cette fonction est organisée de la même manière que *ObstacleData1* et en utilisant les messages *0x73C* (1<sup>er</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.25), *0x73D* (2<sup>ème</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.26), *0x73E* (3<sup>ème</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.27).

- *ObstacleData3 (0x73F)* donne l'identifiant de troisième obstacle détecté. Cette fonction est organisée de la même manière que *ObstacleData1* et en utilisant les messages *0x73F* (1<sup>er</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.25), *0x740* (2<sup>ème</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.26), *0x741* (3<sup>ème</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.27).
  - *ObstacleData4 (0x742)* donne l'identifiant de quatrième obstacle détecté. Cette fonction est organisée de la même manière que *ObstacleData1* et en utilisant les messages *0x742* (1<sup>er</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.25), *0x743* (2<sup>ème</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.26), *0x744* (3<sup>ème</sup> message d'informations du deuxième obstacle détecté, voir Figure 3.27).
- ***GetObstacleDataA*** : cette fonction limite l'analyse des différents message Mobileye à l'identifiant du nombre, type (véhicule, Camion, cycliste ou piéton) de l'obstacle détecté, en utilisant les message d'informations de l'identifiant *0x739* (voir Figure 3.25).

## 5. Conclusion

Cette partie de travail est concentré sur la réalisation des objectifs secondaires, mentionnés dans le chapitre précédent, et qui consiste à :

- Prendre en main de la technologie Mobileye (installation, mise en marche, calibrage, acquisition des données, etc.).
- Développer des outils d'analyses des différents types d'informations générés par Mobileye (décodage des données, détection des données d'intérêts, identification du type d'obstacle et de ses paramètres géométriques, etc.).

Le travail effectué a permis de développer les outils nécessaires pour l'acquisitions des données Mobileye au cours d'une scène de conduite ainsi que d'analyser ces différentes informations. L'analyse a été basé sur l'exploitation des détails relatives aux différents types d'obstacles (véhicule, Camion, cycliste ou piéton) afin de déterminer l'ensemble des paramètres qui définissent leurs évolutions dans la scène de conduite étudiée.

La réalisation de cette étape du travail et l'achèvement des objectifs mentionnés ci-haut. Elles permettront d'aborder l'objectif de recherche qui consiste à identifier les capacités sensorielles et les limites de cette technologie dans les conditions hivernales.

## **Chapitre IV: Identification de la capacité sensorielle d'un système de vision pour une assistance avancée d'aide à la conduite**

### **1. Introduction**

Afin de déterminer les capacités sensorielles, nous avons expérimenté le travail effectué par le système de vision artificiel Mobileye, dans le contexte de la navigation d'un autobus de transport en commun. Les fonctions de ADAS de Mobileye reposent entièrement sur la vision et l'intelligence artificielle, ce qui les rendent vulnérables aux conditions météorologiques adverses (pluie, neige, grêle, chaussé glacée, ensoleillement incident, condition nocturne hivernale, etc.). Les objectifs suivants ont été poursuivis pendant le déroulement du travail :

- Déployer et caractériser le système de vision Mobileye: il est important de connaître la capacité d'identification des dangers afin de déterminer les compléments sensoriels pouvant augmenter la robustesse.
- Analyser et proposer un système d'identification de dangers complémentaire à la vision.

Pour y arriver, la méthodologie adoptée s'est appuyée sur l'intégration physique de ce système sur un autobus de transport en commun de la Société de Transport de Trois-Rivières (STTR) de manière à être la moins invasive possible pour les opérations normales du conducteur. Ainsi, le système Mobileye est intégré directement sur le bus CAN (Control Area Network) de l'autobus. Une fois calibré, Mobileye diffuse régulièrement la liste des dangers détectés sous forme de messages sur ce bus CAN. Ces messages sont donc corrélés avec les évènements détectés par un opérateur humain qui analyse les vidéos de la caméra

témoin installée au même endroit que celle de Mobileye. Les phases d'entrée et de sortie d'un arrêt d'autobus ainsi que celles des virages aux intersections ont été investiguées.

## **2. Description de l'environnement de test**

L'environnement de test comporte les éléments suivants :

- Un système de vision monoculaire de Mobileye;
- Un système de collecte de donnée;
- Trois caméras témoins;
- Un autobus de transport en commun fabriqué opéré par la STTR.

Le système de vision est placé en arrière du rétroviseur intérieur situé au milieu et en haut du pare-brise de l'autobus. Il est connecté d'une part au bus Can de l'autobus, d'autre part, un câble Can Bus permet la collecte des données pour recevoir tous les messages de Mobileye.

À côté de la caméra Mobileye est placée une première caméra (de type GoPro), reliée par un câble USB à l'ordinateur de collecte de données. C'est la principale caméra témoin qui servira à corrélérer les observations effectuées par Mobileye. Deux autres caméras GoPro installées sur les côtés gauche et droit. Ces caméras servent à couvrir les angles de vues hors champ de la caméra témoin située au centre. Ainsi, l'on peut voir arriver les dangers avant qu'ils n'apparaissent dans le champ visuel de Mobileye. Par ailleurs, les trois caméras GoPro sont munies de mémoire interne permettant plusieurs heures de stockage vidéo HD.

## 2.1. Système de Vision Mobileye

La version de Mobileye utilisée dans ce projet est "V". C'est une caméra intelligence ayant la capacité de :

- Collecter les données vidéo et analyser les scènes de navigation
- D'émettre entre autres, les messages d'alertes suivantes :
  - FCW (Forward Collision Warning)
  - UFCW (Urban Forward Collision Warning)
  - PCW (Pedestrian Collision Warning)
  - LDW (Lane Departure Warning)
  - WMW (Headway Monitoring Warning)

Les messages émis sont transférés sur le bus Can du véhicule et collectés par le système de collecte de données installé sur un ordinateur portable. Au-delà des messages d'alerte, le système Mobileye diffuse régulièrement des messages détaillés sur l'analyse de scène, les obstacles détectés, etc. Ce sont ces messages de détails sur les obstacles, en particulier les piétons, qui sont au centre du travail d'identification de la capacité sensorielle du système Mobileye.

La détection des usagers de la route (piéton, cycliste, véhicule, etc.) se fait via une caméra monoculaire. L'estimation de la position de l'objet détecté (selon la référence de la caméra) est basée sur la taille et la variation de l'image lorsque le véhicule de test (avec la caméra) bouge. Ce principe de détection, breveté par Mobileye, offre plusieurs avantages comparativement à la détection par caméra stéréoscopique. Cependant, elle est sensible à la dynamique de l'environnement. Les détails d'installation, de calibration et d'opération de ce capteur complexe sont décrits dans le document : Mobileye Startup Guide V1.9.pdf.

## **2.2. Système de collecte de donnée**

Le système de collecte de données est constitué d'un ordinateur portable, des câbles de connexion avec la caméra Mobileye, un système de synchronisation entre Mobileye et les caméras GoPro (de manière à avoir des références temporelles semblables) et tous les logiciels nécessaires à la calibration et à l'acquisition des messages du bus Can de Mobileye. L'analyse et le traitement des données recueillies durant les expériences se font hors-ligne avec le logiciel scientifique Matlab.

## **2.3. Caméras témoins**

Mobileye émet des messages en lien avec son interprétation des scènes de navigations successives (nombre d'obstacles, types d'obstacles, localisation des obstacles dans le repère de la caméra, marques sur la chaussée, etc.). Ces données sont comparées à celle fournie par une caméra témoin placée à côté de celle de Mobileye. Cette caméra témoin principale (deux autres caméras étant placées sur les côtés gauche et droit de l'autobus) est temporellement synchronisée avec celle de Mobileye afin de mieux interpréter les événements détectés ou non détectés par Mobileye. Les caméras sur les côtés (caméras secondaires) permettent d'élargir le champ de vision de la caméra témoin et de déterminer si des événements initiés sur les côtés convergent vers l'avant de l'autobus.

## **2.4. Autobus de transport en commun**

Dans le cadre d'une collaboration avec la société de transport de la ville de Trois-Rivières (STTR), nous avons eu l'occasion d'utiliser un de ces autobus dans une partie de nos travaux. Un autobus hybride de l'année 2017 (VIN/NIV : 2NVYL82L5H3750645) montré

sur la figure 4.1. Cet autobus est utilisé sur le circuit 8/88 de la STTR dont le schéma est représenté sur la Figure 4.2.



Figure 4.1 : Autobus de la STTR.

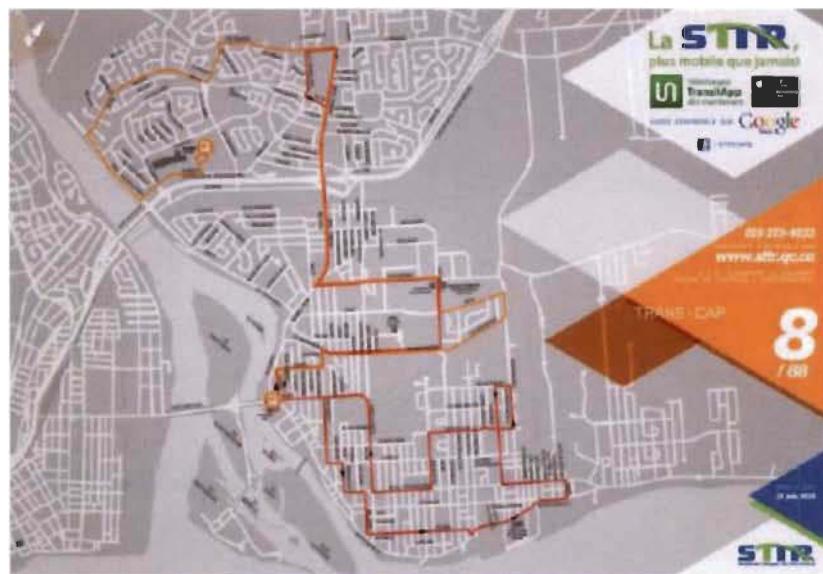


Figure 4.2 : Circuit de test dans la ville de Trois-Rivières.

Dans un premier temps, le système Mobileye a été installé et calibré. La phase de calibration permet entre autres d'intégrer les informations géométriques de l'avant de

l'autobus, la position de la caméra par rapport à la face avant de l'autobus et certains paramètres de navigation (vitesse, accélération, type de marque sur la chaussée, etc.). La calibration sert également à avoir une référence pour l'estimation de la position des objets détectés pendant la circulation de l'autobus.

### **3. Collecte et analyse de données**

#### **3.1. Synchronisation des données de Mobileye et des caméras témoins**

Le système émet des messages en lien avec l'interprétation de la scène de navigation. Afin de comparer ces messages avec l'interprétation humaine à partir des vidéos de la caméra témoin, il est important d'avoir une bonne concordance de l'échelle temporelle. Il faut noter que Mobileye interprète la scène et émet les messages en temps-réel. Aucun délai significatif n'a été observé entre l'apparition d'une menace (objet se trouvant sur la trajectoire du véhicule) et l'émission de message, si cette menace est effectivement détectée. Compte tenu des moyens limités, il n'a pas été possible d'installer un système de synchronisation automatique des deux caméras.

La méthode utilisée pour déterminer l'écart de temps entre les menaces détectées à la fois par les deux caméras est la suivante:

- L'autobus est à l'arrêt et aucune cible ou menace ne se trouve dans le champ de vision de la caméra Mobileye.
- Sur le sol devant l'autobus se trouvent des marques qui indiquent les limites du cône de détection (Figure 4.3).
- De manière manuelle, la caméra témoin et la caméra Mobileye sont démarrées simultanément.

- Une personne passe devant l'autobus de manière transversale au cône de détection.
- La caméra témoin enregistre à la fois le déplacement de la personne et les marques du cône au sol.
- En analysant le temps de traversée de la personne selon le cône et les messages de détection de piéton de Mobileye, le décalage temporel entre ces deux systèmes est déduit.

Les analyses subséquentes tiennent compte de ce décalage dans toutes les phases de comparaison de scènes. Par ailleurs, la méthode d'analyse basée sur la présence ou non de piétons ou autres véhicules à l'intérieur du cône de détection de la caméra Mobileye permet de considérer une fenêtre temporelle entre 2s et 5s qui est utilisée pour la comparaison avec l'interprétation de scènes à partir des vidéos de la caméra témoin. Ainsi, tout décalage ou délai de détection influence peu le résultat de la comparaison.

### **3.2. 1ère série : Test de rodage avec le VUS de type Nissan Rogue**

Dans le but de se familiariser avec les logiciels et le système Mobileye, de nombreux tests en villes et sur l'autoroute avec un camion de type VUS (Véhicule Utilitaire Sport) de marque Nissan Rogue ont été effectués.

Ces tests ont permis de conclure que pendant les périodes de luminosité adéquate (journée ensoleillée ou nuageuse et sans précipitation sous forme de neige ou de pluie), les essais très concluant: tous les piétons, auto, motos et autres usagers de la route qui sont dans le champ de vision de la caméra sont détectés rapidement et bien identifiés. Les marques au sol, lorsqu'elles sont visibles, sont bien identifiées.

Pendant les périodes nocturnes, les performances varient en fonction du contraste de lumière, surtout en ville. Lorsque le contraste est favorable, tous les obstacles sont en général bien détectés. Cependant, il a été remarqué que les personnes avec des tuques, des capuchons, les mentaux d'hiver long et de couleur foncée, etc. sont plus difficiles à repérer. Pendant les épisodes de verglas ou de tempête de neige, les performances de détection des véhicules en avant sont acceptables (le véhicule proche en avant est détecté), en revanche, celles pour les personnes sont peu concluant. La visibilité réduite et le manque de contraste lumineux en sont des causes probables.

L'analyse détaillée de ces résultats ne sera pas incluse dans ce chapitre, car l'objet du travail est l'autobus. Néanmoins, ces essais ont permis de roder convenablement les instruments impliqués dans les essais avec l'autobus.

### **3.3. 2ème série : Test avec l'autobus de la STTR en mode stationnaire**

Avant de commencer les tests sur route et dans le trafic normal, il faut d'abord connaître le champ de vision de la caméra Mobileye. Pour y arriver, le système Mobileye a été calibré et mis en opération pendant que l'autobus était à l'arrêt.

Aucun objet d'intérêt n'était situé en avant de l'autobus. Un piéton traverse alors l'espace situé en avant de l'autobus selon un patron bien défini (voir Figure 4.3) et l'angle correspondant à l'apparition du premier message de détection de piéton sur le bus Can est enregistré.

L'angle de détection estimé est de  $37^\circ$  (le champ de vision selon le fabricant est de  $40^\circ$ ). Il faut noter que cet angle varie en fonction des conditions de luminosité.

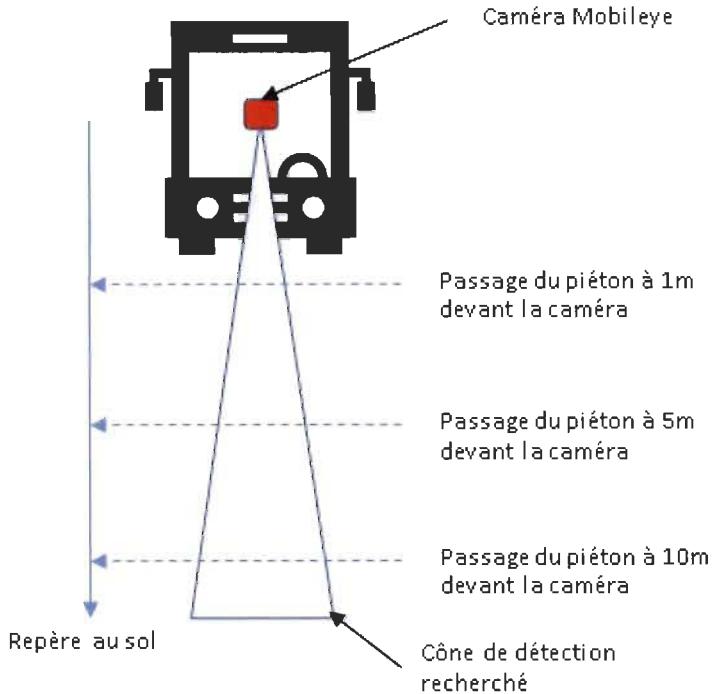


Figure 4.3 : Schéma pour l'estimation de l'angle de détection (plan horizontal).

### **3.4. 3ème série : Test avec l'autobus en opération dans la ville de Trois-Rivières et sur le circuit 8/88**

De nombreux tests de rodage ont été faits dans les rues de la ville de Trois-Rivières. Ces tests avaient pour but de permettre de détecter à l'avance des anomalies et des problématiques d'intégration du système Mobileye dans l'environnement de pilotage du chauffeur de l'autobus. Plus de 16h de tests ont été effectués en ville et sans passager dans l'autobus. Ces tests ont eu lieu sur plusieurs jours et avec des conditions environnementales variables : faible pluie, faible neige, ciel nuageux, ciel dégagé, etc. De même, l'absence de passagers a permis d'utiliser l'autobus sur d'autres artères que celles normalement réservées au transport en commun.

Afin d'évaluer la technologie dans un contexte plus réaliste de transport en commun, le circuit 8/88 de la STTR a été sélectionné. Ces tests ont duré plus de 6 heures et ont été réalisés le même jour, en commençant à fin d'après-midi (16h00) et en terminant dans fin de soirée (23h00). Il est important de recueillir les données le même jour afin de garder la même configuration du système Mobileye (calibration, etc.) aux fins de comparaison. En débutant en fin d'après-midi, les conditions météorologiques changent du jour (faible pluie) vers la nuit (faible neige et neige fondante), ce qui rend le contraste entre les objets et l'environnement de navigation moins favorable pour le système Mobileye.

Même si cette caméra utilise la vision nocturne afin d'améliorer ses performances de détection, l'éclairage la nuit affecte sa capacité. De plus, les conditions météorologiques de ce jour étaient variables : beau temps (En fin d'après-midi), pluie mélangée de neige en début de soirée, un peu de neige fondante dans la nuit.

Afin d'analyser les performances de détection d'objets, les vidéos de la caméra témoin principale ont été utilisées et plusieurs épisodes de courtes durées mettant en scène des piétons, des cyclistes et aussi d'autres véhicules ont été sélectionnés, sans connaître au préalable comment Mobileye les a interprétés. Rappelons qu'à la suite des analyses de scènes, Mobileye interprète et émet de courts messages sur le bus CAN.

## 4. Résultats

### 4.1. Analyse globale de la capacité sensorielle du Mobileye

#### 4.1.1. Analyse de la scène de conduite

Dans l'ensemble, les performances du système Mobileye sont bonnes, malgré les conditions météorologiques défavorables. Il a été observé que les estimations des positions

des obstacles sont moins précises sur l'axe transversal (axe y) que sur l'axe longitudinal de la caméra (axe x). Dans les meilleures conditions, la précision de l'estimation sur l'axe x peut atteindre 85% (15% d'erreur par rapport à la vraie distance).

Globalement et considérant tous les tests avec l'autobus (22 heures) :

- 82% du temps, les tests ont été effectués le jour.
- 18% du temps, les tests ont été effectués la nuit.
- 89% du temps, il y a eu une présence d'au moins un usager de la route en plus de l'autobus.
- 78% du temps, les cibles présentes devant l'autobus sont des véhicules.
- 3% du temps, les cibles présentes devant l'autobus sont des piétons ou des cyclistes : les conditions météorologiques froides ne favorisent pas la présence des piétons aux abords des rues.
- 8% du temps, les cibles comportaient les véhicules et les piétons (ou cyclistes).

#### 4.1.2. Taux de détection et de reconnaissance des différentes catégories d'usagers de la route

Un épisode est un intervalle de temps très court pendant lequel une cible se trouve à l'intérieur de cône de vision de la caméra Mobileye. Lorsqu'une cible se trouve dans le cône, il n'est pas garanti qu'elle soit détectée et bien classée (classe piéton, classe véhicule, classe cycliste, etc.). Au total, 1328 épisodes ont été analysés:

- 92% des épisodes ont été bien détectés comme ayant au moins une cible (véhicule, piéton, cycliste, etc.). Ces épisodes se déclinent comme suit :

- 86% des épisodes ont montré la présence d'au moins un véhicule (sans la présence de piétons ou de cyclistes) correctement classé.
  - 5% des épisodes ont montré la présence simultanée de piétons, cyclistes et véhicules correctement détectés et classés.
  - 1% des épisodes a montré la présence de piétons seuls et correctement classés.
- 8% des épisodes ont montré la présence de cibles dans la caméra témoin qui ne sont pas détectés par la caméra Mobileye. Ces épisodes se déclinent comme suit :
- 5% des cibles non détectées sont des piétons ou des cyclistes.
  - 3 % des cibles non détectées sont les autres usagers de la route.

## 4.2. Analyses détaillées de cas d'intérêts

Les épisodes d'intérêts permettent de montrer des cas de bonnes détections et de mauvaises détections de manière à avoir un portrait global du fonctionnement de Mobileye lorsque l'autobus est en circulation. Ces épisodes ont été relevés lorsque l'autobus circulait sur le circuit 8/88 avec des passagers à bord. Par ailleurs, il est important de noter que le contraste entre l'arrière-plan des images et les cibles à détecter influence la capacité de la caméra Mobileye à bien reconnaître ces cibles.

La photo de la Figure 4.4a correspond aux signaux de l'encadré rouge de la Figure 4.4b. La première courbe de la Figure 4.4b indique que le nombre d'objets potentiellement dangereux est de trois (ce qui correspond aux trois piétons de la Figure 4.4a). La deuxième courbe indique que l'un des objets détectés a été reconnu comme étant un piéton (Obstacle Type 3=Ped. Ped=Pedestrian). Les courbes 3 et 4 sont les distances de cet objet (Type 3)

par rapport à l'axe longitudinal (X position) et latéral (Y position). C'est donc une excellente détection de la part de Mobileye.

#### 4.2.1. Épisode d'intérêt 1 : Piéton correctement détecté à l'intersection



Figure 4.4a : Photo avec 3 piétons.

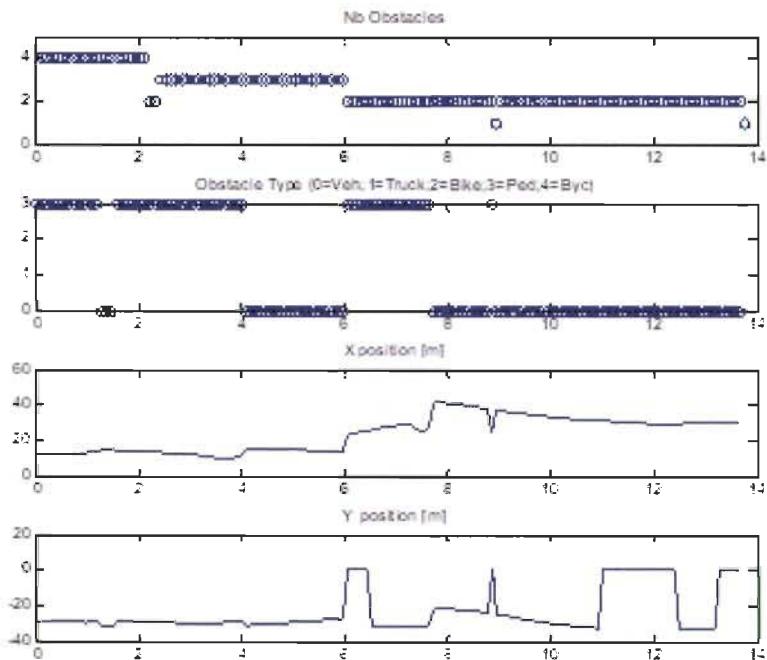


Figure 4.4b: Analyse graphique des messages de détection de Mobileye

#### 4.2.2. Épisode d'intérêt 2 : Piéton traversant le trafic routier



Figure 4.5a : Photo avec un piéton dans le trafic.

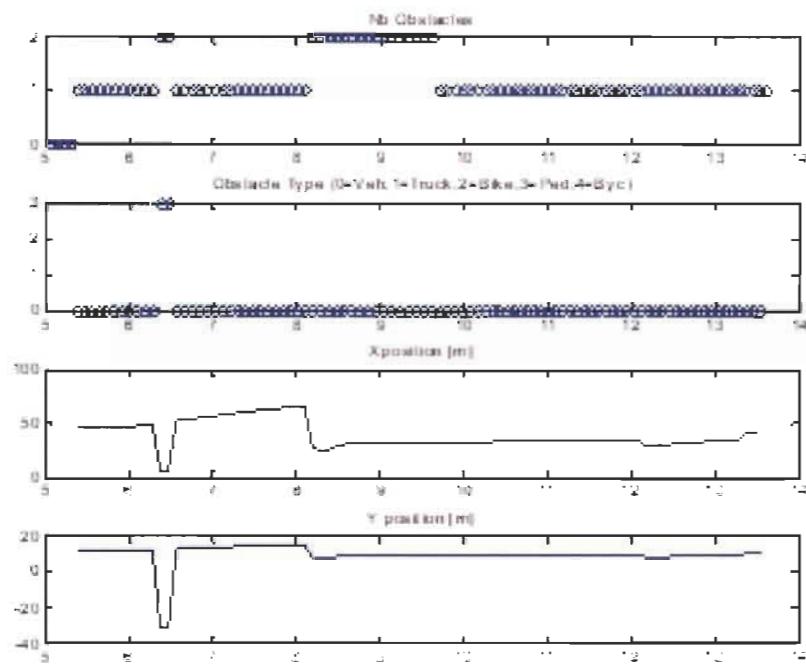


Figure 4.5b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye.

Dans cet épisode, un piéton traverse la route en plein trafic (les signaux de l'encadré rouge de la Figure 4.5b sont émis par Mobileye). La première courbe de la Figure 4.5b indique que le nombre d'objets potentiellement dangereux est de deux (ce qui correspond au piéton et à l'auto de la Figure 4.5a). La deuxième courbe indique que l'un des objets détectés a été reconnu comme étant un piéton (Obstacle Type 3=Ped). Les courbes 3 et 4 sont les distances de cet objet (Type 3) par rapport à l'axe longitudinal (X position) et latéral (Y position). C'est donc une excellente détection de la part de Mobileye.

#### 4.2.3. Épisode d'intérêt 3 : Piéton traversant une intersection pendant un virage à gauche de l'autobus



Figure 4.6a : Photo avec un piéton traversant une intersection pendant un virage à gauche de l'autobus.

Dans cet épisode, l'autobus, arrêté à une intersection doit tourner vers la gauche. Pendant le virage, un piéton traverse la voie. Comme Mobileye a détecté le clignotant à gauche, le

focus est mis sur les scènes situées un peu plus à gauche de la caméra. Mobileye a donc été en mesure de détecter et de reconnaître correctement le piéton (voir l'encadré de la Figure 4.6b) qui pourrait être une menace d'accident.

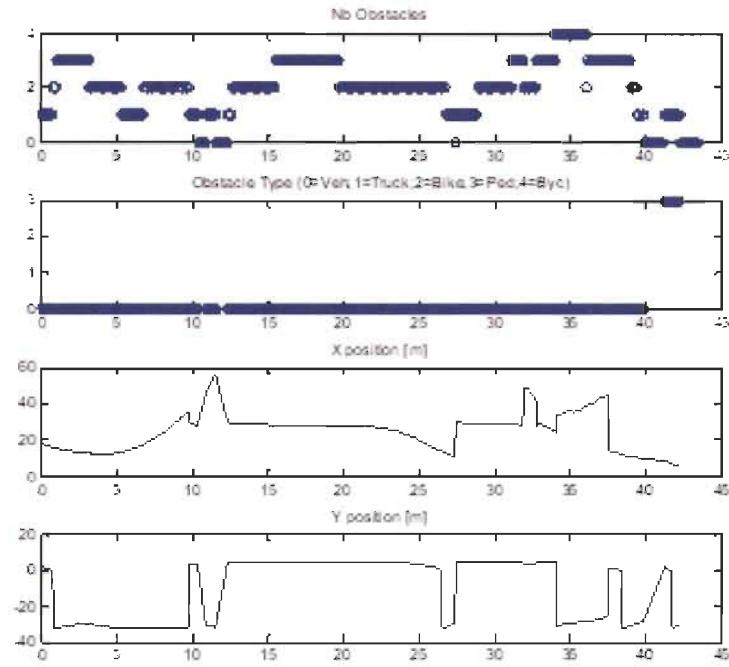


Figure 4.6b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye.

#### 4.2.4. Épisode d'intérêt 4 : Piéton traversant la route en soirée et non détecté

L'épisode de la figure 4.7a montre un piéton traversant la route devant l'autobus et pendant la soirée. L'analyse des messages de Mobileye (Figure 4.7b) indique qu'aucun objet ou cible potentielle n'a été détecté. Ici, remarquez que la route présente une courbure et le piéton porte un manteau d'hiver de couleur foncée sur un fond mal éclairé.



Figure 4.7a : Photo d'un piéton traversant la route en soirée.

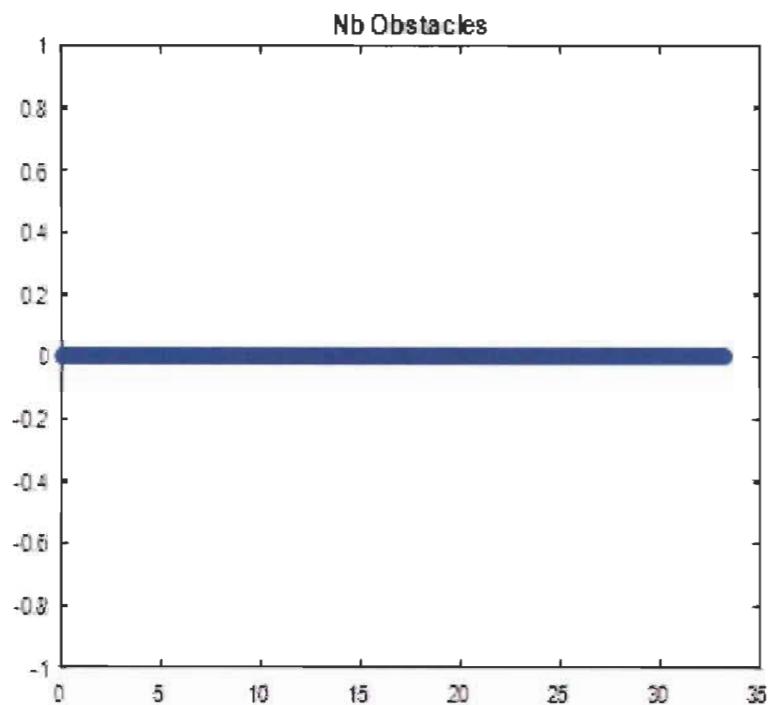


Figure 4.7b : Aucun piéton détecté par Mobileye.

#### 4.2.5. Épisode d'intérêt 5 : Cycliste venant dans le sens contraire du trafic et non détecté



Figure 4.8a : Photo avec un cycliste en sens inverse du trafic devant l'autobus.

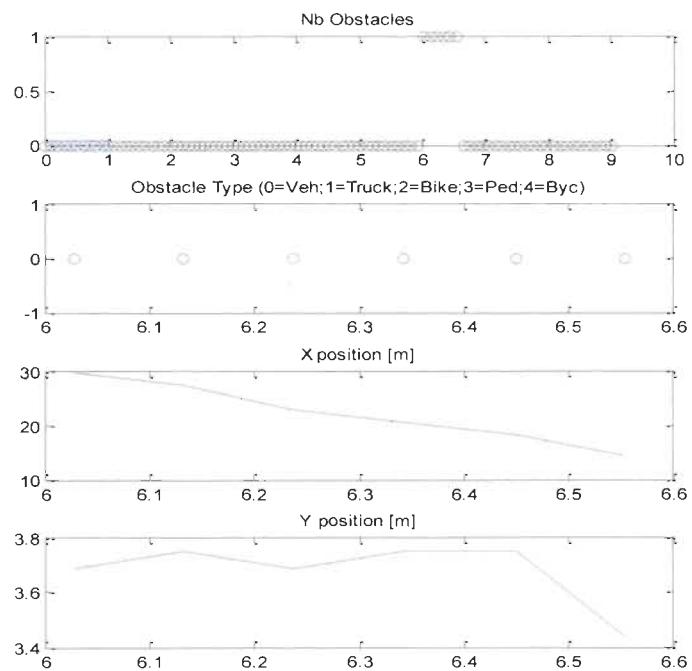


Figure 4.8b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye.

Cet épisode montre un cycliste sur un vélo qui roule en face de l'autobus et en direction de l'autobus (Figure 4.8a). L'analyse des messages de Mobileye (Figure 4.8b) indique qu'un objet a été détecté entre 6s et 7s (première courbe de Figure 4.8b) mais l'objet a été identifié comme un véhicule (Type 0 de la Figure 4.8b). C'est donc une mauvaise identification. Une hypothèse d'erreur d'identification serait liée à la présence de sac en avant du vélo et des habits d'hiver du cycliste. Cette hypothèse reste à vérifier.

4.2.6. Épisode d'intérêt 6 : Trafic nocturne normal et tous les objets sont bien identifiés  
L'épisode montre une circulation nocturne avec plusieurs véhicules dans les deux voies. Ces derniers ont été bien identifiés. La photo correspond aux signaux dans l'encadré rouge de la Figure 4.9b.



Figure 4.9a : Photo du trafic devant l'autobus.

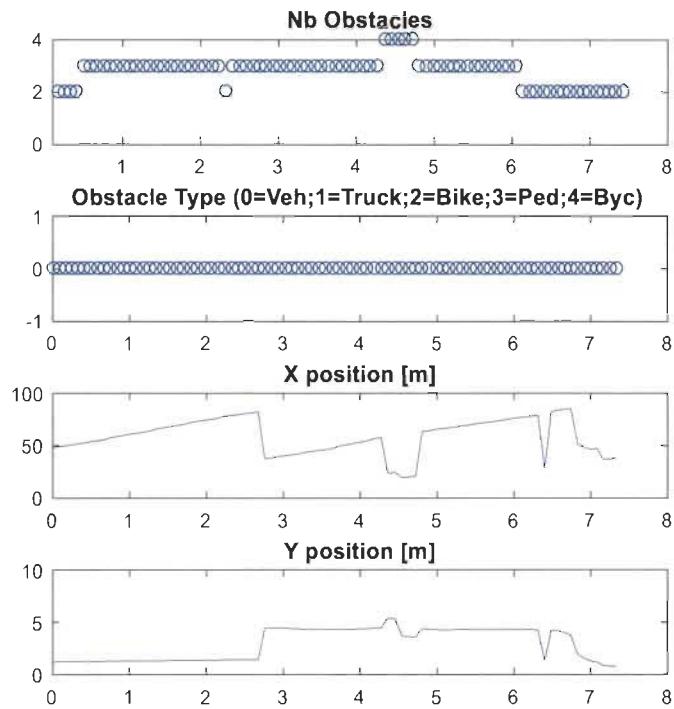


Figure 4.9b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye

4.2.7. Épisode d'intérêt 7 : Véhicule (autobus) devant l'autobus pendant la nuit avec caméra partiellement obstruée par un flocon de neige



Figure 4.10a : Photo avec caméra partiellement obstruée par un flocon de neige.

L'épisode 7 montre une circulation nocturne avec un autobus qui circule devant l'autobus de test. Malgré la présence d'un flocon de neige obstruant partiellement la caméra, Mobileye a été en mesure de bien identifier l'objet comme étant un véhicule (Figure 4.10a et Figure 4.10b).

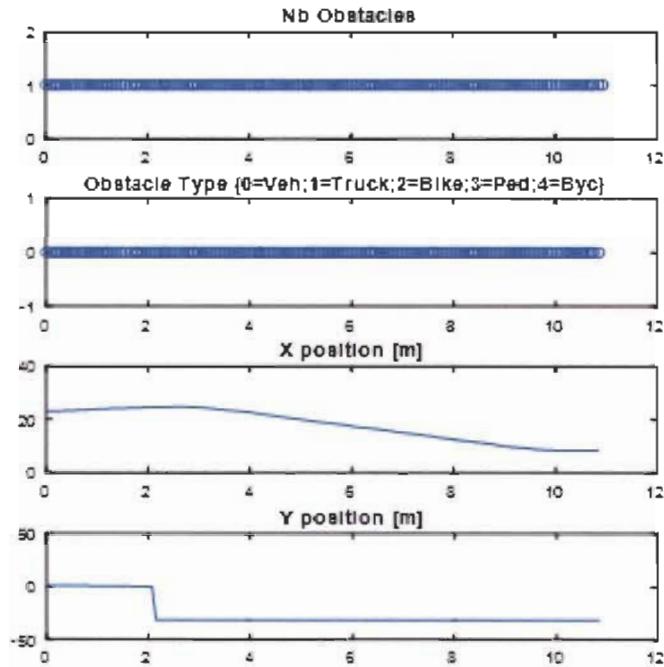


Figure 4.10b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye.

#### 4.2.8. Épisode d'intérêt 8 : cycliste à une intersection, l'autobus doit tourner vers la droite.

Dans l'épisode 8, l'autobus est arrêté à une intersection et voudrait tourner vers la droite. Au même moment, un cycliste circulant en sens contraire, devant l'autobus, s'arrête à l'intersection pour laisser passer l'autobus. L'analyse de message de Mobileye (Figure 4.10b) indique qu'aucun objet n'a été détecté alors que le cycliste était à l'intersection. Il

faut noter les conditions défavorables pour Mobileye : cycliste en manteau d'hiver avec un capuchon sur la tête, arrière-plan mal éclairé, etc.



Figure 4.11a : Photo montrant un cycliste à une intersection, l'autobus doit tourner vers la droite.

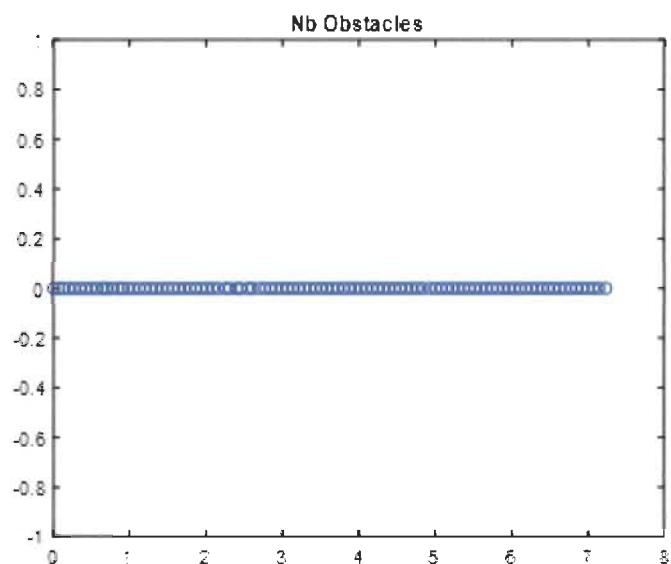


Figure 4.11b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye

4.2.9. Épisode d'intérêt 9 : autobus à un arrêt d'autobus, un piéton passe devant l'autobus : aucune détection.



Figure 4.12a : Photo montrant un piéton et un autobus confondus.

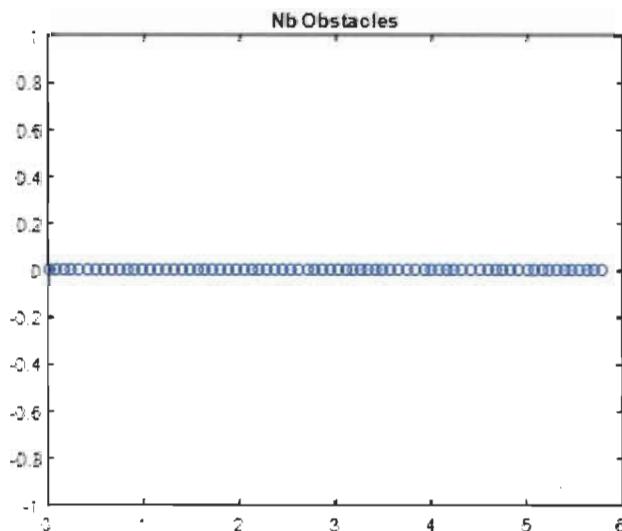


Figure 4.12b : Analyse graphique des messages de détection de Mobileye.

Dans l'épisode 9, l'autobus est arrêté à un arrêt d'autobus, en arrière d'un autre autobus.

Un piéton passe entre les deux autobus et tout près de l'autobus de test. L'analyse des signaux émis par Mobileye indique qu'il n'a pas détecté le piéton. Ici également,

l'habillement hivernal du piéton et le gros plan de l'arrière de l'autobus de devant ont possiblement contribué à la non-détection.

### **4.3. Analyse de modalités complémentaires à la vision**

L'analyse des résultats montre que la technologie Mobileye est en mesure de contribuer à réduire les incidents et les accidents de la route, pour le transport en commun, dans des conditions d'opération optimisées. Cependant, nos tests suggèrent que Mobileye serait sensible :

- À l'éclairage (la nuit) et au contraste entre les objets potentiellement dangereux (c'est-à-dire, des objets pouvant rentrer en collision avec l'autobus) et l'arrière-plan de la scène,
- Aux habits de neige des usagers (couleur foncée, manteau long, tuque, capuchon foulard, etc.)
- À la présence de goutte de pluie
- À la chute de neige
- Etc.

Dans la majorité des cas de non-détection de piétons durant les tests, un lidar ou un radar auraient pu contribuer à réduire ce nombre. En effet, bien que les lidars soient sensibles aux particules d'eau ou de neige, des méthodes existent pour les rendre robustes l'hiver et les utiliser en complément d'autres modalités de perception.

Plusieurs manufacturiers de véhicules (par exemple : Volvo) utilisent les radars comme complément de la caméra. Bien que les radars soient robustes en condition hivernale, il faut noter qu'ils présentent certaines limitations :

- Le radar peut détecter tardivement un objet en avant de l'autobus.
- Le radar peut détecter en retard un véhicule s'intercalant entre l'autobus de test et un véhicule en avant.

- Certains petits objets sont difficilement détectables par le radar.
- Le champ de détection en réduit pour un radar, ce qui limite la détection d'objets potentiellement dangereux et qui ne sont pas situés dans l'axe du capteur.
- Dans les virages, les performances du radar sont limitées.
- Le radar possède une faible résolution spatiale

Les sonars pourraient également être utilisés pour la détection des objets dans le voisinage immédiat de l'autobus.

## **5. Conclusions**

L'objectif de cette partie du travail a été d'étudier les capacités sensorielles du système Mobileye, dans le contexte de la navigation d'un autobus de transport en commun. En effet, plusieurs heures de tests ont été effectuées en condition souvent non favorable pour la caméra Mobileye de manière et identifier ses limites. L'analyse des résultats de tests démontre que la modalité de vision artificielle seule n'est pas une solution complètement robuste en condition hivernale. Pour une durée de test de plus 22 h, il a été observé que 8% de cibles potentielles ne sont pas détectés au crépuscule, en soirée et dans la nuit. La grande majorité de ces cibles non détectées sont des piétons ou des cyclistes. Il faudrait noter que le contexte de température froide n'a pas permis d'avoir un grand nombre de piéton et cyclistes sur les routes.

## **Chapitre V: Modélisation du comportement du conducteur**

### **1. Introduction**

Les fabricants développent des technologies d'aide à la conduite écologique, afin d'améliorer le style de conduite des conducteurs à travers des systèmes d'informations actif et passif. Un système d'informations actif est défini comme un outil qui peut intervenir dans le contrôle du véhicule, en modifiant les réponses des composants capable de compenser les manœuvres inappropriées de conduite. Un système d'informations passif est seulement basé sur la sensibilisation du conducteur en utilisant des informations visuelles ou auditives.

Bien que les systèmes d'assistance à la conduite ADAS contribuent à l'amélioration de la sécurité et de l'écoconduite, ces derniers ne sont pas adaptés à tous les styles et comportements des conducteurs. Par conséquence, le besoin de comprendre et d'outiller le comportement d'un conducteur est cruciale afin d'améliorer et adapter la performance des systèmes ADAS. Pour faciliter l'acceptabilité de la technologie, ces systèmes devraient s'adapter aux différents styles de conducteurs et environnements. À ce niveau, la modélisation de la conduite humaine est nécessaire. Pour le faire, il faut tenir compte de la perception humaine, le traitement de l'information, la prise de décision et l'exécution d'une action physique, qui sont tous en relation avec les variables d'environnement et du style de conduite.

L'étude et la classification du comportement d'un conducteur dépend de deux facteurs : le facteur *Humain* et le facteur *Véhicule*. Pour le facteur humain, de nombreux paramètres affectent *le style de conduite*. *La compétence de conduite* qui est généralement définie par les habitudes de contrôle du véhicule est l'un de ces paramètres les plus importants. Elle

permet de différencier un conducteur expérimenté d'un autre qu'il ne l'est pas. Ainsi, elle influence directement *le comportement du conducteur* et par conséquent les décisions prise aux niveaux de *style de conduite*.

D'autre paramètres sont liés aux véhicules tels que *les évènements de conduite*, qui sont définis par les différentes manœuvres durant la tache de conduites (accélération, décélération, suivie de voiture et changement de voie etc...). Les évènements de conduite sont considérés comme des paramètres d'entrées pour la modélisation du comportement d'un conducteur. Le modèle obtenu dépend aussi des conditions externes (type de route, aux conditions météorologiques, également appelé conditions de conduite) [88].

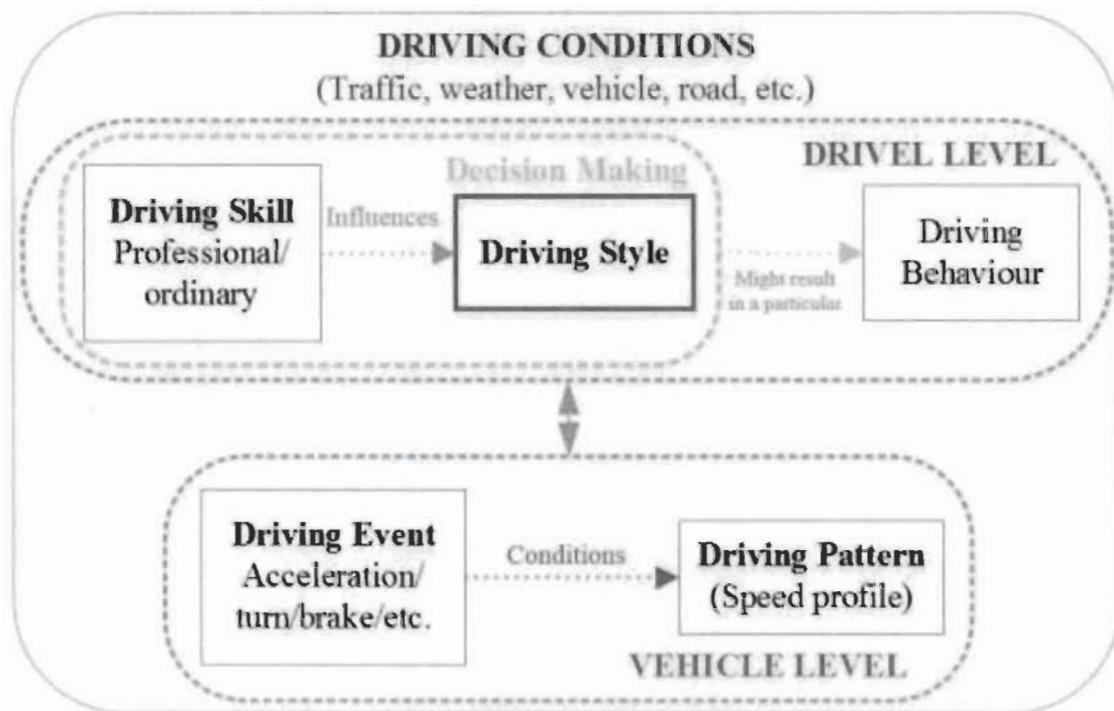


Figure 5.1 : Terminologie et relations entre les facteurs liés au style de conduite [88].

Dans ce chapitre, le travail effectué vise à caractériser le style de conduite et modéliser le comportement des conducteurs en se basant sur la tache de conduites démarrages/arrêt du

véhicule dans un contexte urbain. Le choix de cette tache de conduite (démarrages/arrêt) est dû aux pertes d'énergie pendant les phases de démarriages/arrêts qui représentent plus de 50% de l'énergie totale perdue pendant le déplacement. Cette caractérisation est effectuée en utilisant les informations sur la consommation de carburant durant de nombreux essais de conduite.

Les objectifs de ce travail peuvent être résumés comme suit :

- Collecter des données du véhicule et de la caméra Mobileye de plusieurs conducteurs au cours de la conduite. La totalité de données collectées sont classées comme naturalistes et il est imposé aux conducteurs de conduire comme ils le feraient normalement, où seul la route sera spécifiée.
- Traiter et modéliser les données dans le domaine temporel et spatial.

## **2. La modélisation du conducteur humain**

### **2.1. Caractéristiques fondamentales de la conduite efficace en énergie**

La consommation de carburant peut être utilisée pour exprimer la relation entre le style de conduite et l'efficacité énergétique du véhicule. Cette expression considère le mouvement longitudinal d'un véhicule régi par la deuxième loi du mouvement de Newton et ne tient pas compte des contraintes imposées par la scène de conduite.

$$m \frac{dv}{dt} = F_T - F_w - mg(\sin \theta + C_{rr} \cos \theta) - \frac{1}{2} \rho_a A C_D v^2 \quad (5.1)$$

Avec;

$m$  : La masse du véhicule, y compris les effets inertIELS du groupe motopropulseur.

$F_T$  : La force de traction sur les roues

$F_w$  : La force de freinage sur les roues.

$v$  : La vitesse.

$C_{rr}$ : Le coefficient de résistance au roulement.

$\theta$  : La pente de la route.

$\rho_a$  : La densité de l'air.

$A$  : La zone avant du véhicule.

$C_D$  : le coefficient de traînée aérodynamique.

La puissance instantanée nécessaire au volant est  $F_w v(t)$ . Par conséquent, l'énergie nécessaire ( $E_w$ ) pour parcourir une distance  $s_f$  en une unité du temps  $t_f$  est exprimée par :

$$E_w = \int_0^{t_f} F_T(t) v(t) dt = \int_0^{s_f} F_T(t(s)) ds = \int_0^{s_f} \left( m \frac{dv}{dt} + mg(\sin \theta + C_{rr} \cos \theta) + \frac{1}{2} \rho_a A C_D v^2 \right) ds \quad (5.2)$$

En supposant que  $g$ ,  $m$ ,  $\rho_a$ ,  $C_{rr}$ , et  $A$  sont des constantes durant la conduite, l'énergie  $E_w$  est définie par :

$$E_w = \frac{1}{2} m(v_f^2 - v_0^2) + mg\Delta h + mgC_{rr}\Delta x + \int_0^{s_f} \frac{1}{2} \rho_a A C_D v^2(s) ds \quad (5.3)$$

Avec

- Le changement d'énergie cinétique est décrit par  $\frac{1}{2} m(v_f^2 - v_0^2)$ .
- Le changement d'énergie potentiel est décrit par  $mg\Delta h$ .
- La perte de friction irréversible en fonction de la distance est décrite par  $mgC_{rr}\Delta x$ .
- L'énergie perdue en raison de la traînée aérodynamique est décrite par  $\frac{1}{2} \rho_a A C_D v^2(s) ds$ .

Selon les conditions initiales et finales, l'énergie requise  $E_w$  peut être négative si  $F_w$  est négative (par exemple, en décélérant jusqu'à un stop ( $\frac{dv}{dt} < 0$ ) ou sur des pentes descendantes ( $\theta < 0$ ). Par conséquent, pour une conduite écologique, lorsque  $F_w < 0$ , il est préférable d'éviter le freinage, autant que possible. Cela signifie que ralentir ou arrêter le véhicule peut être effectué par la résistance au roulement et la traînée aérodynamique. Par conséquent, l'anticipation des ralentissements à l'avance offre plus de temps et l'occasion de réduire progressivement la vitesse. La présence des systèmes ADAS pourrait permettre une conduite anticipative qui adopte la meilleure stratégie de décélération.

## 2.2. Définition des différents paramètres de modèle de conduite

Il est nécessaire en premier lieu de définir les variables d'entrée et de sortie pour le modèle envisagé. Les variables d'entrée sont variables afin de déterminer l'influence et l'interaction de chaque paramètre sur les variables de sortie de ce modèle.

Ces variables sont classées en deux groupes. Le premier groupe lié directement au modèle cinématique du véhicule. Le deuxième groupe définit les paramètres de l'environnement qui cause le démarrage et l'arrêt du véhicule.

Les différentes variables sont définies comme suit :

- Les paramètres cinématiques :
  - $m$  : la masse du véhicule (connue)
  - $v$  : la vitesse avant
  - $a$  : l'accélération
  - $\Delta h$  : le changement de l'élévation totale pendant le trajet.
  - $C_{rr}$  : le coefficient de résistance au roulement

- $C_D$  : le coefficient de traînée aérodynamique
- $\Delta x$  : la distance totale parcourue
- $A$  : la zone avant de véhicule (connue)
- Les paramètres de l'environnement :
  - Le temps de collision en avant.
  - L'avertissement de collision en avant.
  - Le temps écoulé.
- La sortie :
  - La puissance mécanique  $P_w$

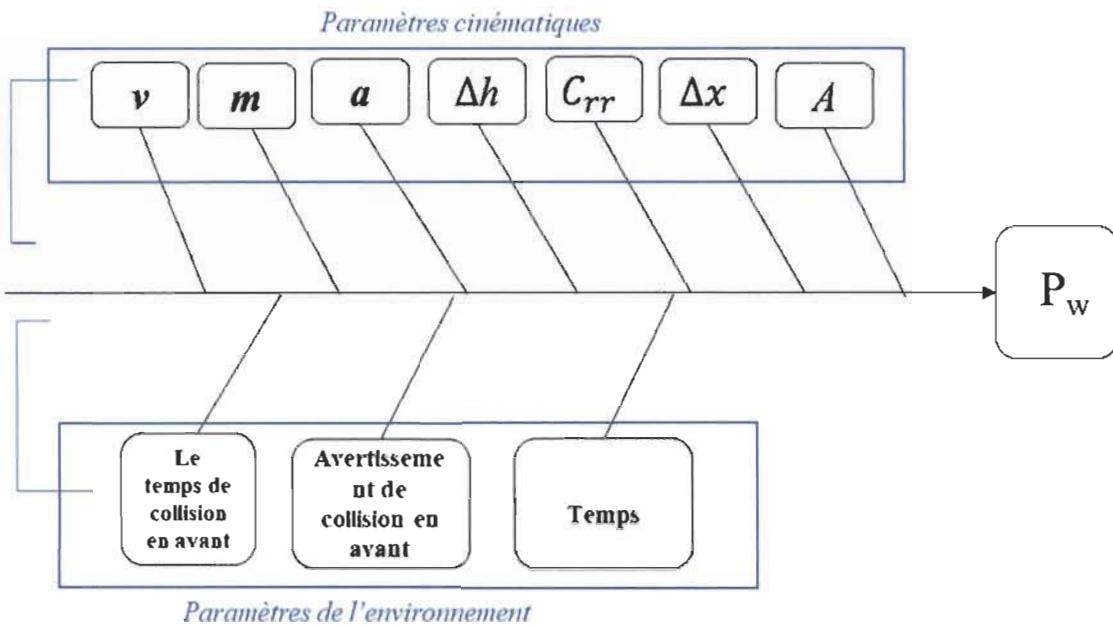


Figure 5.2 : Diagramme d'Ishikawa des variables d'études.

$$P_w = m \frac{dv}{dt} v + mg(\sin \theta + C_{rr} \cos \theta)v - \frac{1}{2} \rho_\alpha A C_D v^3 \quad (5.4)$$

## 2.3.Choix de l'approche de modélisation

### 2.3.1. Généralité sur les méthodes de modélisation

Le comportement du conducteur peut être modélisé en utilisant des modèles *descriptifs* ou *fonctionnels*. Les modèles descriptifs décrivent la tâche de conduite en fonction de ce que fait le conducteur, et les modèles fonctionnels tentent d'expliquer le comportement du conducteur dans des situations exigeantes, qui entraînent des performances élevées, et routinières, qui entraînent un comportement typique (pas nécessairement le meilleur).

Une approche optimale pourrait être un hybride de plusieurs types de modèles, en exploitant les caractéristiques les plus importantes de chacun. Pour améliorer l'impact de divers systèmes d'assistance sur le comportement du conducteur, il est nécessaire de disposer de modèles *prédictifs* de l'interaction du conducteur avec le véhicule et l'environnement [89].

Notre approche de la modélisation consiste à considérer le conducteur et le véhicule comme un système intégré. Les entrées du système et la sortie ( $P_w$ , calculée à partir de l'équation 5.4) sont présentées dans la figure 5.2. Plusieurs techniques de modélisation pourraient être utilisées pour modéliser un tel système. Ceux-ci incluent un modèle autorégressif multivariable, modèle de mélange gaussien (Gaussian Mixture Model, GMM), le modèle de Markov (Hidden Markov Model , HMM), les réseaux de neurones récurrents (Recurrent Neural Network, RNN), la méthode des k plus proches voisins (K-Nearest Neighbor , KNN), le réseau de neurones flous (Fuzzy-Neural-Network, FNN), le modèle bayésien naïf (Naive Bayes, NB), les arbres de classification (Decision Tree, DT), etc [85, 90].

Cependant, la plupart de ces modèles présentent diverses limites. HMM est limité à la représentation d'informations contextuelles, en partant de l'hypothèse que les observations

de sortie sont strictement indépendantes et que l'état actuel est uniquement lié à l'état précédent. La méthode KNN peut être affecter par des données d'entraînement déséquilibrées, ce qui entraîne une plus grande complexité temporelle lors du calcul de la distance entre l'échantillon inconnu et tous les échantillons connus. Le modèle NB est basé sur l'hypothèse que les attributs de l'échantillon sont indépendants les uns des autres. Par conséquent, NB peut générer une performance de classification très limitée lorsque le nombre d'attributs de l'échantillon ou la corrélation entre les attributs augmente, ce qui nécessite un nombre suffisant d'échantillons pour calculer la distribution globale de chaque classe et la distribution de probabilité de chaque échantillon. La méthode DT analyse et trie l'ensemble de données à plusieurs reprises pendant la construction du modèle, ce qui augmente la complexité et réduirait la précision de la classification [90].

### 2.3.2. Les réseaux de neurones récurrents

Les réseaux de neurones récurrents (RNN) sont principalement utilisés pour l'apprentissage de données denses. La modélisation du comportement de conduite implique la classification des données saisies à partir de différents types de capteurs. RNN s'est récemment imposé comme une technique bien adaptés pour modéliser des données d'entrée séquentielles. Avec les données séquentielles, les données précédentes peuvent affecter les données actuelles et RNN considère les sorties précédentes pour la sortie actuelle. Cela signifie que même si les entrées des données sont les mêmes, si les sorties précédentes sont différentes, la sortie en cours peut également être différente [91]. Les RNN permettent également de gérer des données partielles ou bruitées.

Dans ce travail, les réseaux de neurones récurrents sont utilisés pour modéliser le comportement du conducteur. L'objectif de la modélisation est de confirmer la relation entre les variables d'entrées et les variables de sorties. Cette relation est évaluée en fonction de la capacité des RNN à établir un modèle reliant les variables de l'environnement (circulation routière, neige) et le style de conduite à la consommation d'énergie.

#### **2.4. Démarche suivie dans les essaies et la collecte des données**

Les données nécessaires à la modélisation envisagée ont été enregistrées au cours de plusieurs essais de conduites, réalisées sur la voiture Hyundai Tucson ix35 de l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH) de l'UQTR. Le véhicule a été équipé de système d'assistance à la conduite Mobileye, qui a fourni les informations liées aux variables d'entrées (vitesse, avertissement de collision et le temps écoulé, etc.) du modèle envisagé. Afin de recevoir les messages Mobileye, l'outil de diagnostic polyvalent CANTRACE installé sur un ordinateur portable a été utilisé. La liaison physique de la caméra à CANKing, à travers le CAN High wire / CAN Low wire et le port USB de l'ordinateur, est réalisée en utilisant Kvaser.

L'expérience de conduite s'est déroulée dans la ville de trois rivières (Québec), où seul la route était spécifiée pour les conducteurs. Cette route a été choisie en raison de ses nombreux panneaux de signalisation d'arrêt (Stop) qui favorisent les conditions des tests. La totalité de données collectées sont classées comme naturalistes. D'autre part, les conducteurs n'avaient aucune information sur la vitesse imposée ou le comportement qu'ils devaient adopter pendant la conduite. Cela donne à la présente étude sa caractéristique unique d'expérimentation dans des conditions non contrôlées.



Figure 5.3 : Trajet choisi pour le test.

La phase de collecte de données a eu lieu en automne 2018 pendant 8 jours. Le véhicule a été conduit par chaque conducteur (les mêmes conditions climatiques, la même vitesse moyenne du trafic, le même niveau de congestion) dans la même route pour un trajet aller-retour.

Un total de cinquante conduites a été réalisés, pour plus de 65 heures. Chaque utilisateur a conduit en moyenne 6 fois, pour une durée moyenne de 20 minutes par trajet. Les signaux de la caméra ont été enregistrés et traités dans une phase ultérieure. Ces données brutes sont traitées par la suite afin d'extraire les paramètres d'entrées nécessaire pour la modélisation.

## 2.5. Extraction des données liées aux paramètres d'entrée du modèle

La caméra Mobileye fournit des milliers d'information sur la scène de conduite, ainsi que des informations liées aux modèle cinématique du véhicule. Dans cette partie du travail, les informations liées aux alertes d'arrêt, comme l'affichage d'alerte de collision (*Forward Collision Warning*), le temps de collision en avant (*Headway Measurement*) (l'identifiant

de message qui contient ces informations commencent par 0x700) et les informations liées au véhicule (l'identifiant de message qui contient ces informations commence par 0x760) ont été exploitées.

Grâce aux informations *Headway Measurement* et *Forward Collision Warning*, des informations précises sur les véhicules locaux à partir du trafic précédent peuvent être facilement obtenues, et les tendances du flux de trafic local peuvent être estimées plus précisément.

L'analyse de ces informations et l'extraction des différentes données en lien avec les paramètres d'entrée du modèle est réalisée à travers des algorithmes et des programmes Matlab (donné dans l'Annexe B).

Les principaux paramètres identifiés sont les suivants :

- La vitesse.
- Le temps de collision en avant (*Headway Measurement*).
- Avertissement de collision en avant (*Forward Collision Warning*).

L'analyse et l'extraction des variables avec Matlab ont été réalisée par les fonctions suivantes :

- ***ParseCanTraceLogFile*** : cette fonction permet la lecture de toutes les données brutes récoltées.
- ***GetDisplayAndWarningMessages*** : cette fonction permet la lecture et le filtrage du message qui commence par l'identifiant 0x700 et de récupérer les données visées comme *ForwardCollisionWarning* et *Headway Measurement*.

- ***GetHWMATRIX*** : cette fonction convertit Headway Measurement et ForwardCollisionWarning en une matrice temps-valeurs.
- ***GetCollisionWarningMatrix*** : cette fonction convertie le signal d'avertissement de collision de *ForwardCollisionWarning* en matrice temps-valeurs.
- ***GetVehicleMessages*** : cette fonction permet la lecture et le filtrage du message qui commence par l'identifiant 0x760 et de récupérer les données visées comme la vitesse et les signaux de freinage.
- ***GetVehicleKinematics*** : cette fonction convertit les données de vitesse en matrice à 3 colonnes:
  - % Colonnes 1: temps
  - % Colonnes 2: vitesse
  - % Colonnes 3: accélération
- ***GetVehicleParameters*** : cette fonction retourne les autres paramètres d'entrée de modèle qui sont en lien avec les paramètres physiques du véhicule, comme la masse de véhicule, le coefficient de résistance au roulement, l'élévation totale pendant le trajet, la zone avant de véhicule et la distance totale parcourue.
- ***ComputeMechanicalPower*** : cette fonction calcule la puissance mécanique du véhicule.

## 2.6. Construction du modèle de conduite

Certain nombre de facteurs peuvent affecter le bon apprentissage et la prédiction des réseaux de neurones récurrents, tels que le prétraitement des données d'entrée, le choix de l'algorithme d'apprentissage, la sélection des entrées « Inputs » et des cibles « Targets »,

la taille de l'échantillon et la structure du réseau. Les différentes étapes d'apprentissage du modèle de réseau de neurones peuvent être résumées comme suit:

- Sélectionner les entrées en identifiant les paramètres sur lesquels dépend la sortie du réseau de neurones
- Combiner plusieurs cycles d'apprentissage de types variés pour constituer l'ensemble de données en entrée et cible
- Normaliser les données pour une efficacité maximale de l'apprentissage
- Définir les paramètres d'apprentissage, sélectionner la structure du réseau et l'algorithme d'apprentissage
- Tester le réseau en fournissant une entrée standard et en comparant avec l'ensemble cible.

L'apprentissage du réseau de neurones est effectué à l'aide de l'algorithme de Levenberg-Marquardt et possède une structure 10-1. Un cycle de conduite (voir figure 5.3 : Trajet choisi pour le test) a été utilisé pour générer les vecteurs d'entrée et cible et distribué de manière aléatoire dans des ensembles de données d'apprentissage, de validation et de test dans un rapport de 0,7: 0,15: 0,15.

Les performances du modèle du conducteur sont comparées en recherchant le MSE (Mean Square Error) entre les données réelles et les données simulées. Les signaux d'entrée utilisés pour la formation du modèle de conduite basé sur les RNN sont présentés dans la Figure 5.2 (Diagramme d'Ishikawa des variables d'études).

Pour chaque conducteur, les données récoltées durant le cycle de conduite sont divisées en données de trajet aller et données du trajet retour. Le critère de validité de la prédiction est

basé sur la qualité des prédictions du RNN pour l'ensemble de données d'entrés (données du trajet retour) non utilisées pour l'apprentissage (données du trajet aller).

Les résultats de la modélisation, effectué sur les données de 5 conducteurs, sont donnés dans les tableaux 5.1, 5.2 et 5.3. Le tableau 5.1 présente les résultats de deux apprentissages effectués pour le RNN, pour chaque conducteur par différentes données du trajet aller et trajet retour. Le tableau 5.2 présente les résultats de la validation du modèle obtenu par le RNN pour chaque conducteur, en utilisant des modèles différents obtenus par différents trajets aller et trajets retour. Le tableau 5.3 présente les résultats de la généralisation des 5 modèles, en utilisant des validations par des données des conducteurs autres que celle utilisées pour l'apprentissage du RNN.

Tableau 5.1 : Résultats des apprentissages des RNN.

Conducteur	Nº du Test	MSE
Cond_1	Net : Test-1, Output : Test-2	0.0046
	Net : Test-2, Output : Test-1	0.0112
Cond_2	Net : Test-1, Output : Test-2	0.0089
	Net : Test-2, Output : Test-1	0.0196
Cond_3	Net : Test-1, Output : Test-2	0.0167
	Net : Test-2, Output : Test-1	0.1637
Cond_4	Net : Test-1, Output : Test-2	0.0188
	Net : Test-2, Output : Test-1	0.0046
Cond_5	Net : Test-1, Output : Test-2	$6.5607e^{-04}$
	Net : Test-2, Output : Test-1	$8.3100e^{-04}$

Les variations des MSE de très faibles valeurs pour chaque modèle, correspondant à chaque conducteur, démontrent que les modèles de réseaux de neurones ont permis de mieux prédire l'énergie consommée en fonction des variables d'entrées. De même, la modélisation des données du trajet retour, qui n'étaient pas utilisées pour l'apprentissage

est aussi caractérisée par des faibles valeurs du MSE. Cela signifie, en premier lieu, que les réseaux de neurone récurrents sont capables de décrire la relation entre le conducteur, le véhicule et l'environnement. En deuxième lieu, les MSE obtenues confirment que les réseaux de neurones pourraient générer des états de conduite pour reproduire n'importe quel style de conduite.

Tableau 5.2 : Résultats de la validation des modèles obtenus par le RNN.

Conducteur	Nº du Test	MSE
Cond_1	Test-1	4.4370e <sup>-09</sup>
	Test-2	6.0176e <sup>-06</sup>
Cond_2	Test-1	2.8554e <sup>-10</sup>
	Test-2	1.2576e <sup>-09</sup>
Cond_3	Test-1	2.6022e <sup>-09</sup>
	Test-2	3.4550e <sup>-08</sup>
Cond_4	Test-2	1.0612e <sup>-10</sup>
	Test-3	1.6143e <sup>-08</sup>
Cond_5	Test-1	3.1297e <sup>-10</sup>
	Test-2	6.3559e <sup>-10</sup>

Tableau 5.3 : Résultats de la généralisation des 5 modèles.

Conducteur	Nº du Test	MSE
Cond_1	Test-1	0.0014 (Net: Cond_1\ Test-1, Output: Cond_5\Test-1)
		0.0033 (Net: Cond_1\ Test-1, Output: Cond_5\Test-2)
		0.0030 (Net: Cond_1\ Test-1, Output: Cond_4\Test-2)
	Test-2	0.0145 (Net: Cond_1\ Test-2, Output: Cond_1\ Test-1)
		0.0039 (Net: Cond_1\ Test-2, Output: Cond_5\ Test-1)
		2.0006e <sup>-04</sup> (Net: Cond_1\ Test-2, Output: Cond_4\Test-2)
Cond_2	Test-1	0.0028 (Net: Cond_2\Test-1, Output: Cond_1: Test-1)
		0.0065 (Net: Cond_2\Test-1, Output: Cond_2\Test-2)
		7.8223e <sup>-04</sup> (Net: Cond_2\Test-1, Output: Cond_5\Test-1)
	Test-2	0.1480 (Net: Cond_2\Test-2, Output: Cond_1: Test-1)
		0.0198 (Net: Cond_2\Test-2, Output: Cond_2\Test-1)
		0.0588 (Net: Cond_2\Test-2, Output: Cond_5\Test-2)
Cond_3	Test-1	0.0078 (Net: Cond_3\Test-1, Output: Cond_1\Test-1)
		0.0168 (Net: Cond_3\Test-1, Output: Cond_3\Test-2)
		0.0120 (Net: Cond_3\Test-1, Output: Cond_5\Test-1)
	Test-2	0.4579 (Net: Cond_3\Test-2, Output: Cond_1\Test-1)
		0.0944 (Net: Cond_3\Test-2, Output: Cond_3\Test-1)
		0.2600 (Net: Cond_3\Test-2, Output: Cond_5\Test-1)
Cond_4	Test-2	0.0131 (Net: Cond_4\Teste-2, Output: Cond_1\Test-1)
		0.0189 (Net: Cond_4\Teste-2, Output: Cond_4\Test-3)
		0.0039 (Net: Cond_4\Teste-2, Output: Cond_5\Test-1)
	Test-3	0.0011 (Net: Cond_4\Test-3, Output: Cond_1\Test-1)
		0.0046 (Net: Cond_4\Test-3, Output: Cond_4\Teste-2)
		0.0056 (Net: Cond_4\Test-3, Output: Cond_5\Test-2)
Cond_5	Test-1	0.0020 (Net: Cond_5\Test-1, Output: Cond_1\Test-1)
		6.5650e <sup>-04</sup> (Net: Cond_5\Test-1, Output: Cond_5\Test-2)
		0,0013 (Net: Cond_5\Test-1, Output: Cond_4\Teste-2)

### 3. Conclusion

Dans ce chapitre, la relation entre le conducteur, le véhicule et l'environnement a été modélisée en utilisant les réseaux de neurone récurrents. Les variations des MSE de très faibles valeurs pour les différents modèles, correspondant aux différents conducteurs, ont démontré que les RNN ont permis de relier l'énergie consommée aux variables étudiées. La

généralisation de ces modèles permet de conclure que nous pouvons utiliser cette méthode pour créer des modèles plus complexes.

Pour les recherches futures, on pourrait améliorer les résultats de la modélisation en utilisant d'autres paramètres tels que :

- Distance au véhicule en amont et en aval,
- Vitesse du véhicule en amont et en aval,
- L'accélération du véhicule en amont et en aval,
- La distance jusqu'au prochain virage,
- Rayon du prochain virage,
- etc.

Par conséquent, les recherches futures devraient également inclure d'autres paramètres caractéristiques du conducteur. Les caractéristiques de la vision des conducteurs et la manière dont ils perçoivent l'environnement et interprètent les informations lorsqu'ils conduisent un véhicule peuvent être utilisées pour développer des modèles des compétences humaines.

## Références

- [1] U. Schwesinger, "Motion Planning in Dynamic Environments with Application to Self-Driving Vehicles," ETH Zurich, 2017.
- [2] M. Olsson and P. Kielén, "Mapping and localization using automotive lidar."
- [3] A. A. Assidiq, O. O. Khalifa, M. R. Islam, and S. Khan, "Real time lane detection for autonomous vehicles," in *Computer and Communication Engineering, 2008. ICCCE 2008. International Conference on*, 2008: IEEE, pp. 82-88.
- [4] S. Taxonomy, "Definitions for Terms Related to On-Road Motor Vehicle Automated Driving Systems," Technical report, SAE International, 2014.
- [5] S. O.-R. A. V. S. Committee, "Taxonomy and definitions for terms related to on-road motor vehicle automated driving systems," *SAE Standard J3016*, pp. 01-16, 2014.
- [6] A. Arya Senna Abdul Rachman, "3D-LIDAR Multi Object Tracking for Autonomous Driving: Multi-target Detection and Tracking under Urban Road Uncertainties," 2017.
- [7] Tesla. "Autopilot." <https://www.tesla.com/autopilot> (accessed).
- [8] E. T. Reuters. "BMW is ramping up its self-driving car efforts in 2017 to take on Uber." <http://www.businessinsider.com/r-bmwseeks-to-be-coolest-ride-hailing-firm-with-autonomous-car-2016-12> (accessed).
- [9] D. Streifeld. "Waymo to Offer Phoenix Area Access to Self-Driving Cars." The New York Times. <https://www.nytimes.com/2017/04/25/technology/waymo-to-offer-phoenix-area-access-to-self-driving-cars.html> (accessed).
- [10] E. Guizzo, "How google's self-driving car works," *IEEE Spectrum Online*, vol. 18, 2011.
- [11] C. Ziegler. "Kia launches Drive Wise brand to build self-driving cars by 2030." <https://www.theverge.com/2016/1/5/10719152/kia-drive-wise-self-driving-cars-2030-ces-2016> (accessed).
- [12] A. Cutan, *Autonomous vehicles and the future of work in Canada*. Information and Communications Technology Council, 2018.
- [13] J. Bhuiyan. "The Google Car was supposed to disrupt the car industry. Now Waymo is taking on suppliers." <https://www.recode.net/2017/1/27/14399770/waymo-google-supplier-self-driving-car> (accessed).
- [14] L. Blincoe, T. R. Miller, E. Zaloshnja, and B. A. Lawrence, "The economic and societal impact of motor vehicle crashes, 2010 (Revised)," 2015.
- [15] S. A. Bagloee, M. Tavana, M. Asadi, and T. Oliver, "Autonomous vehicles: challenges, opportunities, and future implications for transportation policies," *Journal of modern transportation*, vol. 24, no. 4, pp. 284-303, 2016.
- [16] A. Roy. "Who Is Really #1 In Self-Driving Cars?" <http://www.thedrive.com/opinion/9024/who-is-really-1-in-self-driving-cars-you-wouldnt-know-it-from-navigants-controversial-report> (accessed).
- [17] D. Gruyer, V. Magnier, K. Hamdi, L. Claussmann, O. Orfila, and A. Rakotonirainy, "Perception, information processing and modeling: Critical stages for autonomous driving applications," *Annual Reviews in Control*, 2017.
- [18] I. Baldwin and P. Newman, "Laser-only road-vehicle localization with dual 2d push-broom lidars and 3d priors," in *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012 IEEE/RSJ International Conference on*, 2012: IEEE, pp. 2490-2497.
- [19] A. D. Stewart and P. Newman, "Laps-localisation using appearance of prior structure: 6-dof monocular camera localisation using prior pointclouds," in *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on*, 2012: IEEE, pp. 2625-2632.

- [20] B. E. Stenning, C. McManus, and T. D. Barfoot, "Planning using a network of reusable paths: A physical embodiment of a rapidly exploring random tree," *Journal of Field Robotics*, vol. 30, no. 6, pp. 916-950, 2013.
- [21] Z. Luo, "LiDAR Based Perception System: Pioneer Technology for Safety Driving," 2017.
- [22] Y. Matsumoto, M. Inaba, and H. Inoue, "Visual navigation using view-sequenced route representation," in *Robotics and Automation, 1996. Proceedings., 1996 IEEE International Conference on*, 1996, vol. 1: IEEE, pp. 83-88.
- [23] A. M. Zhang and L. Kleeman, "Robust appearance based visual route following for navigation in large-scale outdoor environments," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 28, no. 3, pp. 331-356, 2009.
- [24] M. Paton, K. MacTavish, C. J. Ostafew, and T. D. Barfoot, "It's not easy seeing green: Lighting-resistant stereo Visual Teach & Repeat using color-constant images," in *Robotics and Automation (ICRA), 2015 IEEE International Conference on*, 2015: IEEE, pp. 1519-1526.
- [25] W. Churchill and P. Newman, "Practice makes perfect? managing and leveraging visual experiences for lifelong navigation," in *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on*, 2012: IEEE, pp. 4525-4532.
- [26] C. Rasmussen, Y. Lu, and M. Kocamaz, "A trail-following robot which uses appearance and structural cues," in *Field and Service Robotics*, 2014: Springer, pp. 265-279.
- [27] C.-K. Chang, C. Siagian, and L. Itti, "Mobile robot monocular vision navigation based on road region and boundary estimation," in *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2012 IEEE/RSJ International Conference on*, 2012: IEEE, pp. 1043-1050.
- [28] I. Baldwin and P. Newman, "Road vehicle localization with 2D push-broom LIDAR and 3D priors," in *Robotics and automation (ICRA), 2012 IEEE international conference on*, 2012: IEEE, pp. 2611-2617.
- [29] J. Levinson and S. Thrun, "Robust vehicle localization in urban environments using probabilistic maps," in *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on*, 2010: IEEE, pp. 4372-4378.
- [30] V. Frémont, "Odométrie 3D vision/lidar pour les véhicules intelligents," 2009.
- [31] C. Cappelle, M. E. B. El Najjar, D. Pomorski, and F. Charpillet, "Détection, suivi et géo-localisation d'obstacles à l'aide d'un modèle 3D géo-référencé, une caméra et un GPS: validation avec un lidar," in *Conférence Internationale Francophone d'Automatique-CIFA'08*, 2008.
- [32] C. Bahlmann, Y. Zhu, V. Ramesh, M. Pellkofer, and T. Koehler, "A system for traffic sign detection, tracking, and recognition using color, shape, and motion information," in *IEEE Proceedings. Intelligent Vehicles Symposium, 2005.*, 2005: IEEE, pp. 255-260.
- [33] R. Timofte, K. Zimmermann, and L. Van Gool, "Multi-view traffic sign detection, recognition, and 3D localisation," *Machine vision and applications*, vol. 25, no. 3, pp. 633-647, 2014.
- [34] S. Maldonado-Bascón, S. Lafuente-Arroyo, P. Gil-Jimenez, H. Gómez-Moreno, and F. López-Ferreras, "Road-sign detection and recognition based on support vector machines," *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, vol. 8, no. 2, pp. 264-278, 2007.
- [35] A. De La Escalera, L. E. Moreno, M. A. Salichs, and J. M. Armingol, "Road traffic sign detection and classification," *IEEE transactions on industrial electronics*, vol. 44, no. 6, pp. 848-859, 1997.
- [36] J. Greenhalgh and M. Mirmehdi, "Real-time detection and recognition of road traffic signs," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 13, no. 4, pp. 1498-1506, 2012.
- [37] J. Miura, T. Kanda, and Y. Shirai, "An active vision system for real-time traffic sign recognition," in *ITSC2000. 2000 IEEE Intelligent Transportation Systems. Proceedings (Cat. No. 00TH8493)*, 2000: IEEE, pp. 52-57.

- [38] A. De la Escalera, J. M. Armingol, and M. Mata, "Traffic sign recognition and analysis for intelligent vehicles," *Image and vision computing*, vol. 21, no. 3, pp. 247-258, 2003.
- [39] W. Shadeed, D. I. Abu-Al-Nadi, and M. J. Mismar, "Road traffic sign detection in color images," in *10th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, 2003. ICECS 2003. Proceedings of the 2003*, 2003, vol. 2: IEEE, pp. 890-893.
- [40] X. W. Gao, L. Podladchikova, D. Shaposhnikov, K. Hong, and N. Shevtsova, "Recognition of traffic signs based on their colour and shape features extracted using human vision models," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 17, no. 4, pp. 675-685, 2006.
- [41] F. Zaklouta and B. Stanciulescu, "Real-time traffic sign recognition in three stages," *Robotics and autonomous systems*, vol. 62, no. 1, pp. 16-24, 2014.
- [42] S. Vitabile, G. Pollaccia, G. Pilato, and F. Sorbello, "Road signs recognition using a dynamic pixel aggregation technique in the HSV color space," in *Proceedings 11th International Conference on Image Analysis and Processing, 2001*: IEEE, pp. 572-577.
- [43] H. Fleyeh, "Color detection and segmentation for road and traffic signs," in *IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004.*, 2004, vol. 2: IEEE, pp. 809-814.
- [44] M. Omachi and S. Omachi, "Traffic light detection with color and edge information," in *2009 2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology, 2009*: IEEE, pp. 284-287.
- [45] Z. Zhu, D. Liang, S. Zhang, X. Huang, B. Li, and S. Hu, "Traffic-sign detection and classification in the wild," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016*, pp. 2110-2118.
- [46] D. B. Yoffie, "Mobileye: The future of driverless cars," *Harvard Business School Case*, pp. 715-421, 2014.
- [47] F. Delisle, *Inventaire québécois des émissions de gaz à effet de serre en 2015 et leur évolution depuis 1990*. Direction générale de la réglementation carbone et des données d'émission du ..., 2018.
- [48] M. Gross and R. Feldman, *National Transportation Statistics (1997)*. DIANE Publishing, 1998.
- [49] I. Avilova, A. Naumov, and M. Krutilova, "Methodology of GHG emissions assessment caused at the construction of energy facilities. Case study: Hydropower," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019*, vol. 552, no. 1: IOP Publishing, p. 012018.
- [50] S. Tsugawa, "The current trends and issues on ITS in Japan: safety, energy and environment," in *2011 IEEE MTT-S International Microwave Workshop Series on Intelligent Radio for Future Personal Terminals, 2011*: IEEE, pp. 1-2.
- [51] E. Ericsson, "Independent driving pattern factors and their influence on fuel-use and exhaust emission factors," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 6, no. 5, pp. 325-345, 2001/09/01/ 2001, doi: [https://doi.org/10.1016/S1361-9209\(01\)00003-7](https://doi.org/10.1016/S1361-9209(01)00003-7).
- [52] M. Barth, S. Mandava, K. Boriboonsomsin, and H. Xia, "Dynamic ECO-driving for arterial corridors," in *2011 IEEE Forum on Integrated and Sustainable Transportation Systems, 2011*: IEEE, pp. 182-188.
- [53] H. Xia, K. Boriboonsomsin, and M. Barth, "Indirect network-wide energy/emissions benefits from dynamic eco-driving on signalized corridors," in *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2011*: IEEE, pp. 329-334.
- [54] B. Asadi and A. Vahidi, "Predictive use of traffic signal state for fuel saving," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 42, no. 15, pp. 484-489, 2009.

- [55] G. De Nunzio, C. C. De Wit, P. Moulin, and D. Di Domenico, "Eco-driving in urban traffic networks using traffic signals information," *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 26, no. 6, pp. 1307-1324, 2016.
- [56] H. Rakha and R. K. Kamalanathsharma, "Eco-driving at signalized intersections using V2I communication," in *2011 14th international IEEE conference on intelligent transportation systems (ITSC)*, 2011: IEEE, pp. 341-346.
- [57] J. Tunnell, Z. D. Asher, S. Pasricha, and T. H. Bradley, "Toward improving vehicle fuel economy with ADAS," *SAE International Journal of Connected and Automated Vehicles*, vol. 1, no. 12-01-02-0005, pp. 81-92, 2018.
- [58] T. J. Daun, D. G. Braun, C. Frank, S. Haug, and M. Lienkamp, "Evaluation of driving behavior and the efficacy of a predictive eco-driving assistance system for heavy commercial vehicles in a driving simulator experiment," in *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, 2013: IEEE, pp. 2379-2386.
- [59] O. Orfila, D. Gruyer, V. Judalet, and M. Revilloud, "Ecodriving performances of human drivers in a virtual and realistic world," in *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2015: IEEE, pp. 790-795.
- [60] S. Gao and D. Ni, "Mitigation Techniques to Modify Driver Performance to Improve Fuel Economy, Reduce Emissions and Improve Safety," Massachusetts. Dept. of Transportation. Office of Transportation Planning, 2016.
- [61] M. André and U. Hammarström, "Driving speeds in Europe for pollutant emissions estimation," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 5, no. 5, pp. 321-335, 2000/09/01/ 2000, doi: [https://doi.org/10.1016/S1361-9209\(00\)00002-X](https://doi.org/10.1016/S1361-9209(00)00002-X).
- [62] A. Wang *et al.*, "On-road pollutant emission and fuel consumption characteristics of buses in Beijing," *Journal of Environmental Sciences*, vol. 23, no. 3, pp. 419-426, 2011.
- [63] H. Ward, S. Robertson, and R. Allsop, "Managing speeds of traffic on European roads: Non-accident external and internal effects of vehicle use and how these depend on speed," in *Proceedings of the 9th International Conference on Road Safety in Europe*, 1998, pp. 21-23.
- [64] D. G. Buzeman, *Car-to-car and single car crash compatibility: Individual effects of mass, structure, stiffness and geometry* (no. R038). 1997.
- [65] N. Haworth and M. Symmons, "The relationship between fuel economy and safety outcomes," 2001.
- [66] F. H. Waiz, M. Hoefliger, and W. Fehlmann, "Speed limit reduction from 60 to 50 km/h and pedestrian injuries," SAE Technical Paper, 0148-7191, 1983.
- [67] M. Quddus, "Exploring the Relationship Between Average Speed, Speed Variation, and Accident Rates Using Spatial Statistical Models and GIS," *Journal of Transportation Safety & Security*, vol. 5, no. 1, pp. 27-45, 2013/03/01 2013, doi: 10.1080/19439962.2012.705232.
- [68] C. Lee, B. Hellinga, and F. Saccomanno, "Assessing safety benefits of variable speed limits," *Transportation Research Record*, vol. 1897, no. 1, pp. 183-190, 2004.
- [69] M. Tanishita and B. Van Wee, "Impact of vehicle speeds and changes in mean speeds on per vehicle-kilometer traffic accident rates in Japan," *IATSS research*, vol. 41, no. 3, pp. 107-112, 2017.
- [70] C. Benevolo, R. P. Dameri, and B. D'Auria, "Smart mobility in smart city," in *Empowering Organizations*: Springer, 2016, pp. 13-28.
- [71] M. S. Young, S. A. Birrell, and N. A. Stanton, "Safe driving in a green world: A review of driver performance benchmarks and technologies to support 'smart' driving," *Applied ergonomics*, vol. 42, no. 4, pp. 533-539, 2011.

- [72] S. Pandian, S. Gokhale, and A. K. Ghoshal, "Evaluating effects of traffic and vehicle characteristics on vehicular emissions near traffic intersections," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 14, no. 3, pp. 180-196, 2009.
- [73] T. Lancefield, "The influence of variable valve actuation on the part load fuel economy of a modern light-duty diesel engine," SAE Technical Paper, 0148-7191, 2003.
- [74] D. Takaki, H. Tsuchida, T. Kobara, M. Akagi, T. Tsuyuki, and M. Nagamine, "Study of an EGR system for downsizing turbocharged gasoline engine to improve fuel economy," SAE Technical Paper, 0148-7191, 2014.
- [75] T. Li, Y. Gao, J. Wang, and Z. Chen, "The Miller cycle effects on improvement of fuel economy in a highly boosted, high compression ratio, direct-injection gasoline engine: EIVC vs. LIVC," *Energy conversion and management*, vol. 79, pp. 59-65, 2014.
- [76] K. Boriboonsomsin, A. Vu, and M. Barth, "Eco-driving: pilot evaluation of driving behavior changes among us drivers," 2010.
- [77] C. Andrieu and G. Saint Pierre, "Comparing effects of eco-driving training and simple advices on driving behavior," *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, vol. 54, pp. 211-220, 2012.
- [78] K. Boriboonsomsin, M. J. Barth, and A. Vu, "Evaluation of driving behavior and attitude toward eco-driving: Southern California limited case study," 2011.
- [79] S. Javanmardi, E. Bideaux, J.-F. Trégouët, R. Trigui, H. Tattegrain, and E. N. Bourles, "Driving style modelling for eco-driving applications," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 13866-13871, 2017.
- [80] A. Brown, J. Gonder, and B. Repac, "An Analysis of Possible Energy Impacts of Automated Vehicles," in *Road Vehicle Automation*, G. Meyer and S. Beiker Eds. Cham: Springer International Publishing, 2014, pp. 137-153.
- [81] J. Gonder, M. Earleywine, and W. Sparks, "Analyzing Vehicle Fuel Saving Opportunities through Intelligent Driver Feedback," ed: SAE International, 2012.
- [82] S. L. Jamson, D. L. Hibberd, and A. H. Jamson, "Drivers' ability to learn eco-driving skills; effects on fuel efficient and safe driving behaviour," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 58, pp. 657-668, 2015.
- [83] K. Kircher, C. Fors, and C. Ahlstrom, "Continuous versus intermittent presentation of visual eco-driving advice," *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, vol. 24, pp. 27-38, 2014/05/01/ 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.trf.2014.02.007>.
- [84] C.-C. Lin, H. Peng, J. W. Grizzle, and J.-M. Kang, "Power management strategy for a parallel hybrid electric truck," *IEEE transactions on control systems technology*, vol. 11, no. 6, pp. 839-849, 2003.
- [85] V. Butakov, "Personalized Driver Assistance Systems Based on Driver/vehicle Models," University of Southern California, 2014.
- [86] S. Boverie, M. Cour, and J. Y. Le Gall, "Adapted human machine interaction concept for driver assistance systems driveeasy," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 44, no. 1, pp. 2242-2247, 2011.
- [87] S. Lefèvre, A. Carvalho, Y. Gao, H. E. Tseng, and F. Borrelli, "Driver models for personalised driving assistance," *Vehicle System Dynamics*, vol. 53, no. 12, pp. 1705-1720, 2015.
- [88] C. M. Martinez, M. Heucke, F.-Y. Wang, B. Gao, and D. Cao, "Driving style recognition for intelligent vehicle control and advanced driver assistance: A survey," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 19, no. 3, pp. 666-676, 2017.
- [89] D. Shinar and I. Oppenheim, "Review of models of driver behaviour and development of a unified driver behaviour model for driving in safety critical situations," in *Human Modelling in Assisted Transportation*: Springer, 2011, pp. 215-223.

- [90] J. Zhang *et al.*, "A deep learning framework for driving behavior identification on in-vehicle CAN-BUS sensor data," *Sensors*, vol. 19, no. 6, p. 1356, 2019.
- [91] J. H. Kim, *Classifying Human Driving Behavior via Deep Neural Networks*. Drexel University, 2017.

## Annexe A

### *ParseKvaserLogV2*

```
function CanMessage = ParseKveserLogFileV2(FileName)
fid,message] = fopen(FileName, 'r'); % open the file in Read mode
if fid == -1
    disp(message)
    return;
end
% Get headers
tline = fgetl(fid); % read the first line
tline = strrep(tline,'..','D'); % replace '..' by D
tline = strrep(tline,'..',' '); % replace '..' by ''
Headers = strread(tline,'%s'); % extract each header string
% Parsing the following lines
i = 1; % different message counter
tline = fgetl(fid);
ReferenceTime = 0;
while ischar(tline) % if not end of file
    n = length(tline); % get the line number of characters
    if n ~= 73 % probably this is a not standard Can message from Kvaser
        disp('End of file');
        break;
    end
    % Here the line is converted into a vector of number, including
    %tline = strrep(tline,' ','X'); % for compatibility Mobileye
    Start = 1; End = 2;
    [ChannelID, Count, errmsg, nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%d'); % read
    Start = 6; End = Start + 13;
    [MessageID, Count, errmsg, nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%X');
    Start = nextindex; End = Start + 8;
    [Flag, Count, errmsg, nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%s');
    Start = End; End = Start + 1;
    [DataLen, Count, errmsg, nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%d');
    % Assign each element to the corresponding field into the Can message
    % Chn Identifier Flg  DLC D0...1...2...3...4...5...6..D7      Time Dir
    HasBeenCalled = 0; % flag that indicates if a ID has been found
    for j=1:i-1
        if CanMessage(j).identifier == MessageID % Message ID exist
            HasBeenCalled = 1;
            break;
        end
    end
    if i==1
        j=0;
    end
    % Check to see if the ID has been found
```

```

if HasBeenCalled == 0; % New message ID to be added
j = i;
i = i+1; % increment the number of different message IDs
CanMessage(j).identifier = MessageID;
CanMessage(j).MessageNb = 0;
end
CanMessage(j).MessageNb = CanMessage(j).MessageNb + 1;
k = CanMessage(j).MessageNb;
CanMessage(j).Message(k).ChannelNumber = ChannelID; % the channel ID
CanMessage(j).Message(k).identifier = MessageID; % the message identifier
CanMessage(j).Message(k).Flag = Flag; % the flag
CanMessage(j).Message(k).DataLength = DataLen;
CanMessage(j).Message(k).Data = zeros(1, DataLen * 8);
Start = 23;
EndBit = 0;
for c=1:DataLen
    Start = Start + 4; % position of the begin of the next hex data in the CAN message
    Data = sscanf(tline(Start:Start+3),'%X'); % retrieve the hex data
    HexString = dec2hex(Data); % convert this data into hex string
    binVector = hex2binVector(HexString); % convert hex string into a vector of binary
values
    M = length(binVector);
    StartBit = EndBit+1;
    EndBit = StartBit+M-1;
    CanMessage(j).Message(k).Data (StartBit:EndBit) = binVector;
end
Start = Start + 4;

if (j==1) && (k==1) % the first message
    ReferenceTime = sscanf(tline(Start:n-2),'%f');
end
CanMessage(j).Message(k).TimeStamp = sscanf(tline(Start:n-2),'%f') - ReferenceTime;
CanMessage(j).Message(k).Direction = char(tline(n));
tline = fgetl(fid);
end

return

```

### *DisplayMobileyeObstacleStatus*

```

function ObstacleStatus = DisplayMobileyeObstacleStatus(CanMessage)
OBS_MSG_ID = '738';
k = 1;
for i=1:length(CanMessage)
    if CanMessage(i).identifier == hex2dec(OBS_MSG_ID);
        for m=1:CanMessage(i).MessageNb

```

```

ObsMessage = CanMessage(i).Message(m);
ObstacleStatus(k) = GetObstacleStatus(ObsMessage);
k = k + 1;
end
break;
end
end

```

### ***GetObstacleStatus***

```

function ObstacleStatus = GetObstacleStatus(ObsMessage)

OBS_MSG_ID = '738';
if hex2dec(OBS_MSG_ID) == ObsMessage.identifier
else
    disp('ID is not a valide obstacle ID');
    return;
end
BinaryVector = ObsMessage.Data(1:8);
ObstacleStatus.NbObstacles = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(9:16);
ObstacleStatus.MobileyeTimeStamp = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(17:24);
ObstacleStatus.Version = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(25:28);
ObstacleStatus.Go = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(29);
ObstacleStatus.RightCloseRangCutIn = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(30);
ObstacleStatus.LeftCloseRangCutIn = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(31:32);
ObstacleStatus.ActiveVersionNumberSection = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(33:40);
ObstacleStatus.ProtocolVersion = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(41:43);
Obstacle.Reserved = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(44:47);
ObstacleStatus.FailSafe = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(48);
ObstacleStatus.CloseCar = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
ObstacleStatus.TimeStamp = ObsMessage.TimeStamp;

```

### ***DisplayMobileyeObstacles2***

```

function Obstacles = DisplayMobileyeObstacles2(CanMessage)
OBS_MSG_ID = ['739'; '73A'; '73B'; '73C'; '73D'; '73E'; '73F'; '740'; '741'; '742'];

```

```

N = length (OBS_MSG_ID);
k = 1;
for i=1:length(CanMessage)
    switch CanMessage(i).identifier;
        case hex2dec('739')
            for m=1:CanMessage(i).MessageNb
                ObsMessage = CanMessage(i).Message(m);
                Obstacles.ObsA(k) = GetObstacleDataA(ObsMessage);
                k = k +1;
            end
        otherwise
    end
end

```

### ***GetObstacleDataA***

```

function Obstacle = GetObstacleDataA(ObsMessage)

OBS_MSG_ID = '739';
% Check to see if the message is an obstacle message
if hex2dec(OBS_MSG_ID) == ObsMessage.identifier
else
    disp ('ID is not a valide obstacle ID');
    return;
end
Obstacle.TimeStamp = ObsMessage.TimeStamp;
BinaryVector = ObsMessage.Data(1:8);
Obstacle.ID = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(9:16);
Obstacle.PosX_LSB = 0.0625*bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(21:24);
Obstacle.PosX_MSB = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = [ObsMessage.Data(21:24) ObsMessage.Data(9:16)];
Obstacle.PosX = 0.0625*bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(25:32);
Obstacle.PosY_LSB = 0.0625*bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(33:35);
Obstacle.Cut_In_Out = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(36:38);
Obstacle.Blinker_Info = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(39:40);
Obstacle.PosY_MSB = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = [ObsMessage.Data(40) ObsMessage.Data(25:32)]; %% POSSIBLE SIGN ERROR
Obstacle.PosY = 0.0625*bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
if ObsMessage.Data(39) == 1
    Obstacle.PosY = - Obstacle.PosY;

```

```
end
BinaryVector = ObsMessage.Data(41:48);
Obstacle.Rel_Vel_X_LSB = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(50:52);
Obstacle.Obstacle_Type = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(53:56);
Obstacle.Rel_Vel_X_MSB = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(57:58);
Obstacle.Obstacle_Valid = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(61);
Obstacle.Obstacle_Brake_Light = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = ObsMessage.Data(62:64);
Obstacle.Obstacle_Status = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
```

## Annexe B

### *ParseCanTraceLogFile*

```
function CanMessage = ParseCanTraceLogFile(FullFileName)
%% Fetch messages from file
[fid,message] = fopen(FullFileName, 'r'); % open the file in Read mode
if fid == -1
    disp(message)
    return;
end
%% Skip the first 3 lines of headers
for i=1:3
    tline = fgetl(fid); % read the line i
end
%% Parsing the following lines
i = 1; % different message counter
tline = fgetl(fid);
ReferenceTime = 0;
MessageNb = 1;
while ischar(tline) % if not end of file
    n = length(tline); % get the line number of characters
    if n < 10 % probably this is a not standard Can message from CanTrace
        disp('End of file');
        close(fid);
        break;
    end
    %% The line is converted into a vector of number, including
    %% ASCII characters
    N = length(tline);
    Start = 1; End = N;
    [CanMessage(MessageNb).TimeStamp, n,errmsg,nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%f',1); % read the timestamp
    Start = nextindex; End = N;
    [CanMessage(MessageNb).ChannelID, n,errmsg,nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%d',1);
    Start = Start + nextindex; End = N;
    [CanMessage(MessageNb).identifier, n,errmsg,nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%X',1);
    Start = Start + nextindex; End = N;
    [CanMessage(MessageNb).TxRx, n,errmsg,nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%s',1);
    Start = Start + nextindex; End = N;
    [CanMessage(MessageNb).d, n,errmsg,nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%s',1);
    Start = Start + nextindex; End = N;
    [CanMessage(MessageNb).DataLen, n,errmsg,nextindex] = sscanf(tline(Start:End),'%d',1);
    Start = Start + nextindex; End = N;
    EndBit = 0;
    for c=1:CanMessage(MessageNb).DataLen
```

```

End = Start+3;
if (End > N)
    End = N;
end
Data = sscanf(tline(Start:End),'%X',1); % retrieve the hex data
HexString = dec2hex(Data); % convert this data into hex string
binVector = hex2bin_Mar(HexString,8) ; % convert hex string into a vector of binary values
binVector = fliplr(binVector);
M = length(binVector);
StartBit = EndBit+1;
EndBit = StartBit+M-1;
CanMessage(MessageNb).Data (StartBit:EndBit) = binVector;
Start = Start + 3; % position of the begin of the next hex data in the CAN message
end
MessageNb = MessageNb + 1;
tline = fgetl(fid);
end
%close(fid);
Return

```

### *GetDisplayAndWarningMessages*

```

function DisplayWarning = GetDisplayAndWarningMessages(Message)

%% Parses a message sent to the Mobileye display

DISP_WARN_MSG_ID = '700';
if hex2dec(DISP_WARN_MSG_ID) == Message.identifier
else
    disp('ID is not a valide display/warnig message');
    return;
end
% The timestamp
DisplayWarning.TimeStamp = Message.TimeStamp;
% Byte 0
BinaryVector = fliplr(Message.Data(1:3));
DisplayWarning.SoundType = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(4));
DisplayWarning.DuskTime = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(5));
DisplayWarning.Nightime = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(8));
DisplayWarning.Suppress = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
% Byte 1: RESERVED
% Byte 2
Offset = 16;
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+1));

```

```

DisplayWarning.HWValid = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+2:Offset+8));
DisplayWarning.HWMeasurement = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb')*0.1;
% Byte 4
Offset = 32;
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+1));
DisplayWarning.LaneOn = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+2));
DisplayWarning.LeftLDWOn = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+3));
DisplayWarning.RightLDWOn = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+4));
DisplayWarning.ForwardCollisionWarningOn = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+5));
DisplayWarning.LeftCrossing = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+6));
DisplayWarning.RightCrossing = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+7));
DisplayWarning.Maintenance = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+8));
DisplayWarning.FailSafe = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
% Byte 5
Offset = 40;
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+2));
DisplayWarning.PedForwardCollisionWarning = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');
BinaryVector = fliplr(Message.Data(Offset+3));
DisplayWarning.PedInDangerZone = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb');

```

### ***GetHWMatrix***

```

function HWMMatrix = GetHWMatrix(WarningMessages)
%% This function will convert the head way measurement from warning messages as a time, value
matrix
N = length(WarningMessages);
HWMMatrix = zeros(N,2);
for (i=1:N)
    HWMMatrix(i,1) = WarningMessages.TimeStamp;
    HWMMatrix(i,2) = WarningMessages.HWMeasurement;
End

```

### ***GetCollisionWarningMatrix***

```

function CWMMatrix = GetCollisionWarningMatrix(WarningMessages)
%% This function will convert the collision warning signal from warning messages as a
time, value matrix
N = length(WarningMessages);

```

```

CWMATRIX = zeros(N,2);
for (i=1:N)
    CWMATRIX(i,1) = WarningMessages(i).TimeStamp;
    CWMATRIX(i,2) = WarningMessages(i).ForwardCollisionWarningOn;
end

```

### ***GetVehicleMessages***

```

function VehicleMessage = GetVehicleMessages(Message)

%% Parses OBDII messages to retrieve speed, brake, etc.. signals

VEHICLE_MESSAGE_ID = '760';
if hex2dec(VEHICLE_MESSAGE_ID) == Message.identifier
else
    disp('ID is not a valide Vehicle message');
    return;
end
% The timestamp
VehicleMessage.TimeStamp = Message.TimeStamp;

% Byte 0
Offset = 0;

% Byte 1
Offset = 8;

% Byte 2
Offset = 16;
BinaryVector = flipr(Message.Data(Offset+1:Offset+8));
VehicleMessage.Speed = bi2de(BinaryVector,2,'left-msb')

```

### ***GetVehicleKinematics***

```

function KinematicMatrix = GetVehicleKinematics(Speed)
%% This function will convert the Speed data into matrix with 3 columns:
% columns 1: timestamp
% columns 2: speed
% columns 3: acceleration
N = length(Speed);
KinematicMatrix = zeros(N,3);
for (i=1:N)
    KinematicMatrix(i,1) = Speed(i).TimeStamp;
    KinematicMatrix(i,2) = Speed(i).Speed * 1000/3600;
    if i > 1
        deltaT = KinematicMatrix(i,1) - KinematicMatrix(i-1,1);
    end
    KinematicMatrix(i,3) = deltaT / deltaT;
end

```

```
deltaS = KinematicMatrix(i,2) - KinematicMatrix(i-1,2);
X(i)= deltaS / deltaT;
else
    KinematicMatrix(i,3) = 0 ;
end
end
%% filter acceleration data
windowSize = 10;
b = (1/windowSize)*ones(1,windowSize);
a = 1;
KinematicMatrix(:,3) = filter(b,a,X);
```

## Annexe C

### MainCanTrace :

```
clear all; clc; close all;
Path = pwd;
%FileName = '\Ali\TEST1.txt';
% FileName = '\Alvaro\TEST1.txt';
% FileName = '\Alvaro\test2.txt';
% FileName = '\Fanilo\TEST1.txt';
FileName = '\Lotfi\TESTE2.txt';
% FileName = '\Marwa1\TEST2.txt';
% FileName = '\TEST1.txt';
%FileName = '\Marwa1\TEST2.txt';
%FileName = '\Try.txt';
FullFileName = strcat(Path,FileName);
SaveToFile = 1; % to save to file
if SaveToFile == 0
    CanMessage = ParseCanTraceLogFile(FullFileName);
    NbMessages = length(CanMessage);
    s = sprintf('%s %d','Number of different messages = ', NbMessages);
    disp(s);
j=1;
DISP_WARN_MSG_ID = '700';
for i=1:NbMessages
    if CanMessage(i).identifier == hex2dec(DISP_WARN_MSG_ID);
        Message = CanMessage(i);
        DisplayWarning(j) = GetDisplayAndWarningMessages(Message);
        j = j + 1;
    end
end
% Get the head way measures as a Maxtrix (time, value)
HeadWayMeasures = GetHWMatrix(DisplayWarning);
% Get the forward collision warning as a Maxtrix (time, value)
ForwardCollisions = GetCollisionWarningMatrix(DisplayWarning);
%% Get speed measures
VEHICLE_MESSAGE_ID = '760';
j=1;
for i=1:NbMessages
    if CanMessage(i).identifier == hex2dec(VEHICLE_MESSAGE_ID);
        Message = CanMessage(i);
        Speed(j) = GetVehicleMessages(Message);
        j = j + 1;
    end
end
% Get SSpeed, acceleration Matrix
KinematicMatrix = GetVehicleKinematics(Speed);
% Get Vehicle parameters and average road slope
```

```

AverageRoadGrade = 0.02;
VehicleParam = GetVehicleParameters('HYNDAY_TUCSON_H2', AverageRoadGrade);
% Get mechanical power at wheels
MecaPower = ComputeMechanicalPower(KinematicMatrix,VehicleParam);
FullData(:,1) = ForwardCollisions(:,1); % time
FullData(:,2) = KinematicMatrix(:,2); % speed
FullData(:,3) = KinematicMatrix(:,3); % acceleration
FullData(:,4) = AverageRoadGrade*ones(length(KinematicMatrix),1); % average slope
FullData(:,5) = ForwardCollisions(:,2); % forward collision warning
FullData(:,6) = HeadWayMeasures(:,2); % forward time to collision
FullData(:,7) = MecaPower(:,2); % mechanical power
%% Save the data for future runs
FullFileName = strcat(FullFileName,'.TXT');
save(FullFileName,'FullData','-ascii','-tabs');
else % Load preprocessed data
    FullFileName = strcat(FullFileName,'.TXT');
    FullData = load(FullFileName,'-ascii');
end
%% Build The driving model
GetDrivingModel(FullData);
%% Plot
figure
subplot (2,1,1); plot(FullData(:,1), FullData(:,2));
hold on; subplot (2,1,1); plot(FullData(:,1), FullData(:,3));
legend('Speed[m/s]','Acceleration[m/s^2]')
subplot (2,1,2); plot(FullData(:,1), FullData(:,7),'-');
figure
plot(FullData(:,1), FullData(:,6));
hold on;
plot(FullData(:,1), FullData(:,5));
legend('Time to collision','Collision warning')
MSE_Cal;
outdata=FullData(:,7);
Mean_Squared_error = immse(targ,outdata)
output= output'
Mean_Squared_error_test = immse(Targets,output)
Return

```

## GetDrivingModel

```

function GetDrivingModel(DrivingData, ModelSource)
% This function uses neural net to build a holistic
% Normalize the input/output Matrix
Inputs = DrivingData(:,2:6);
MaxInputs = max(Inputs);
MinInputs = min(Inputs);
DeltaInputs = (MaxInputs - MinInputs);

```

```

for (i=1:length(DeltaInputs))
    if DeltaInputs(i) == 0;
        DeltaInputs(i) = 1;
    end
end
DeltaInputs_inv = DeltaInputs';
DeltaInputs_inv

M = length (DeltaInputs_inv)
for (i=1:M)
    Inputs(:,i) = Inputs(:,i)/DeltaInputs_inv(i);
end
% Inputs = Inputs ./DeltaInputs;
Targets = DrivingData(:,7);
MaxTargets = max(Targets);
MinTargets = min(Targets);
DeltaTargets = (MaxTargets - MinTargets);
for (i=1:length(DeltaTargets))
    if DeltaTargets(i) == 0;
        DeltaTargets(i) = 1;
    end
end
% traning....
if ModelSource == 1 % refaire le training
    net = feedforwardnet([10, 5]);
    [net,tr] = train(net,Inputs',Targets');
    save net;
else
    load net;
    % test-generalization
    output = net(Inputs');
end
% test-generalization
% denormalize
output = output .* DeltaTargets;
figure
subplot(2,1,1); plot (DrivingData(:,1), DrivingData(:,7)); hold on;
subplot(2,1,1); plot (DrivingData(:,1), output);
subplot(2,1,2); plot (DrivingData(:,1), output'-DrivingData (:,7));
end

```

### **MSE\_Cal**

```

%% Import data from text file.
%% Initialize variables.
filename = FullFileName';

```

```

%% Read columns of data as strings:
% For more information, see the TEXTSCAN documentation.
formatSpec = '%17s%17s%17s%17s%17s%17s%s%[^\\n\\r]';

%% Open the text file.
fileID = fopen(filename,'r');
dataArray = textscan(fileID, formatSpec, 'Delimiter', ',', 'WhiteSpace', ' ', 'ReturnOnError', false);

%% Close the text file.
fclose(fileID);

%% Convert the contents of columns containing numeric strings to numbers.
% Replace non-numeric strings with NaN.
raw = repmat({''},length(dataArray{1}),length(dataArray)-1);
for col=1:length(dataArray)-1
    raw(1:length(dataArray[20]),col) = dataArray[20];
end
numericData = NaN(size(dataArray{1},1),size(dataArray,2));

for col=[1,2,3,4,5,6,7]
    % Converts strings in the input cell array to numbers. Replaced non-numeric
    % strings with NaN.
    rawData = dataArray[20];
    for row=1:size(rawData, 1);
        % Create a regular expression to detect and remove non-numeric prefixes and
        % suffixes.
        regexstr = '(?<prefix>.*?)(?<numbers>([-]*\\d+[,.]*)+[.]{0,1}\\d*[eEdD]{0,1}[-+]*\\d*[i]{0,1})|([-
        ]*\\d+[,.]*)[.]{1,1}\\d+[eEdD]{0,1}[-+]*\\d*[i]{0,1}))(<suffix>.*)';
        try
            result = regexp(rawData[80], regexstr, 'names');
            numbers = result.numbers;

            % Detected commas in non-thousand locations.
            invalidThousandsSeparator = false;
            if any(numbers==',');
                thousandsRegExp = '^\\d+?(\\d{3})*\\.\\d*';
                if isempty(regexp(numbers, thousandsRegExp, 'once'));
                    numbers = NaN;
                    invalidThousandsSeparator = true;
                end
            end
            % Convert numeric strings to numbers.
            if ~invalidThousandsSeparator;
                numbers = textscan(strrep(numbers, ',', '.'), '%f');
                numericData(row, col) = numbers{1};
                raw{row, col} = numbers{1};
            end
        catch me
    end
end

```

```
    end
  end
end

%% Create output variable
targ = cell2mat(raw);
%% Clear temporary variables
clearvars filename formatSpec fileID dataArray ans raw col numericData rawData row regexstr
result numbers invalidThousandsSeparator thousandsRegExp me;
targ=targ(:,7);
```