

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة عمار ثلجي بالأغواط
UNIVERSITÉ AMAR TELIDJI LAGHOUAT



FACULTE DES SCIENCES
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Domaine : Mathématiques et Informatique
Filière : Informatique
Option : Systèmes et Réseaux Informatiques

Mémoire de Master

Présenté par : Bendouma Rekia & Boukhalkhal Mama Chaima

THÈME

**Détection du comportement des conducteurs par les
communications inter-véhiculaires**

Soutenu publiquement devant le jury composé de :

<i>Mr</i>	Guellouma Younes	MC.A	(Université de Laghouat)	Président
<i>M^{lle}</i>	Zohra Abdelhafidi	MC.A	(Université de Laghouat)	Examineur
<i>Mr</i>	Nasreddine Lagraa	Professeur	(Université de Laghouat)	Encadreur

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

DÉDICACE

À mes chers parents, aucune dédicace ne serait exprimé mon respect, mon amour éternel et ma considération pour les sacrifices que vous avez consenti pour mon instruction et mon bien être.

Je vous remercie pour tout le soutien et l'amour que vous me portez depuis mon enfance et j'espère que votre bénédiction m'accompagne toujours.

À mes chers frères et sœurs.

À mes chers nièces et neveux.

À mes chères amies.

Rekia Bendouma

DÉDICACE

À mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études.

À mes chères amies, pour leurs encouragements permanents et leur soutien moral.

À toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire.

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués, et le fruit de votre soutien infailible.

Merci d'être toujours là pour moi.

Mama Chaima Boukhalkhal

REMERCIEMENT

On dit souvent que le trajet est aussi important que la destination. Les cinq années de maîtrise nous ont permis de bien comprendre la signification de cette phrase toute simple. Ce parcours, en effet, ne s'est pas réalisé sans défis et sans soulever de nombreuses questions pour lesquelles les réponses nécessitent de longues heures de travail. Nous tenons à la fin de ce travail à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la foi et de nous avoir permis d'en arriver là. En premier lieu nous tenons à remercier Prof. Nasreddine Lagraa, notre superviseur, qui nous a encouragés et guidés de manière convaincante dans ce travail, nous n'aurions pas pu le réaliser sans son aide constante.

Nous remercions également les membres du jury, Dr. Younes Gellouma et Dr. Zohra Abdelhafidi, nous les remercions d'avoir pris le temps de consulter notre travail.

Rekia & Chaima, Aout 2020

مُلخَص

اطلق الباحثون في السنوات الأخيرة عدة مشاريع مهمة تهدف إلى الحد من حوادث المرور عن طريق الكشف عن سلوك السائق. الفكرة الأساسية تتمحور حول اكتشاف الإجهاد والنعاس والإلهاء باستخدام تكنولوجيات مختلفة والعديد من تقنيات التصنيف.

في هذا إطار هذا العمل، نحاول اقتراح تقنية جديدة تعتمد على الاتصال اللاسلكي بين المركبات V2V لاكتشاف سلوك السائق من خلال استغلال المعلومات المضمنة أو المضافة في الرسائل الدورية (CAM أو BSM) مثل السرعة الحالية، متوسط السرعة والموضع والتسارع، إلخ. بتطبيق هذه الطريقة يمكن لكل مركبة تصنيف سلوك سائقي المركبات المحيطة بها (عادي، عدواني) حسب أسلوب القيادة. في الأخير يمكن إصدار رسالة صوتية أو مرئية لتحذير السائق من أي مركبة تشكل خطراً.

أظهرت نتائج المحاكاة، في بيئتين مختلفتين، أن البروتوكول المطور "VanetExM" يمكنه تحديد حالة السائق بمعدل نجاح مرتفع نسبياً.

كلمات مفتاحية: شبكة السيارات، سلوك السائق، الرسائل الأمنية، التواصل بين السيارات، أمن الطرقات

Résumé

Au cours de ces dernières années plusieurs projets intéressants visant à réduire les accidents de la circulation par détection du comportement du conducteur ont vu le jour. Ils visent à détecter la fatigue, la somnolence et la distraction des conducteurs en utilisant différentes technologies et une multitude de techniques de classification.

Dans ce travail, nous avons essayé de proposer une nouvelle technique basée sur la communication inter-véhiculaire [Vehicle-to-vehicle \(V2V\)](#) permettant de détecter le comportement du conducteur en exploitant les informations incluses ou ajoutées dans les messages périodiques ([Cooperative Awareness Message \(CAM\)](#) ou [Basic safety message \(BSM\)](#)) telle que la vitesse actuelle, la vitesse moyenne, la position, l'accélération, Etc.

L'application de cette méthode, chaque véhicule peut classer ses voisins (normal, agressif) suivant son style de conduite. Un message sonore ou visuel peut être généré pour avertir le conducteur de tout véhicule présentant un danger.

Les résultats de simulation, dans deux environnements différents, ont montré que notre approche « [Vehicular Ad-Hoc Network Exchange Message \(VanetExM\)](#) » peut déterminer l'état du conducteur avec taux de succès relativement élevé.

Mots clés : [Vehicular Ad-Hoc Network \(VANET\)](#), Comportement de conducteur, message de sécurité, Communication [V2V](#), Sécurité routière.

Abstract

In recent years several interesting projects aimed at reducing traffic accidents by detecting driver behavior have emerged. They aim to detect driver fatigue, drowsiness and distraction using different technologies and a multitude of classification techniques.

In this work, we tried to propose a new technique based on inter-vehicle communication [V2V](#) allowing to detect the behavior of the driver by exploiting the information included or added to periodic messages ([CAM](#) or [BSM](#)) such as the current speed, the average speed, the position, the acceleration, etc.

In our protocol, each vehicle can classify its neighbors (normal, aggressive) according to its driver's style. An audio or visual message can be generated to warn the driver of any vehicle presenting a danger.

The simulation results, in two different environments, depicted that our "[VanetExM](#)" approach can determine the state of the driver with a relatively high success rate.

Keywords : [VANET](#), Driver behavior, safety message, [V2V](#) communication, Road safety.

TABLE DES MATIÈRES

1	Introduction	1
2	Système de détection de comportement	4
2.1	Introduction	4
2.2	Le processus de conduite	5
2.3	Principales raisons des accidents	6
2.3.1	Distracted	7
2.3.2	Fatigue	8
2.3.3	Style de conduite	9
2.4	Système de détection de comportement	9
2.4.1	Entrées de système	10
2.4.2	Unité de traitement	15
2.4.3	Sorties de système	16
2.5	Systèmes et projets de recherche	16
2.6	Conclusion	17
3	Les techniques de détection	18
3.1	Introduction	18
3.2	La procédure de détection	19
3.3	Types de détection	19
3.3.1	États du conducteur	20
3.3.2	Style de conduite	22
3.4	Méthodes de détection du comportement	23
3.4.1	Détection de comportement basé sur les données du Smartphone	24
3.4.2	Détection de comportement par les réseaux de neurones	27

3.4.3	Détection de comportement par modèles de Markov cachés	31
3.4.4	Détection de comportement par K- Means	32
3.4.5	Détection de comportement par logique floue	33
3.5	Comparaison et discussions sur les méthodes utilisées pour la détection . . .	35
3.6	Conclusion	38
4	La détection de comportement d'un conducteur :Notre contribution	39
4.1	Introduction	39
4.2	Présentation des réseaux VANET	40
4.2.1	Structure d'un réseau VANET	40
4.3	La détection de comportement d'un conducteur par échange des messages « VanetExM » : (Notre contribution)	44
4.4	Description de la technique	44
4.5	Evaluation des performances	52
4.5.1	Paramètres de simulation	53
4.5.2	Taux de véhicules anormaux détectés	53
4.5.3	Le nombre d'avertissement générés	54
4.5.4	Nombre de véhicules qui ont réagi	55
4.5.5	Taux faux positif	56
4.6	Conclusion	57
5	Conclusion Générale	58
	Bibliography	60

TABLE DES FIGURES

2.1	Le processus de conduite	6
2.2	Principales raisons des accidents	7
2.3	Types de distraction	7
2.4	Les composants du système de détection de comportement	10
2.5	Les caméras de détection externes et interne	11
2.6	Détection des mouvement des yeux	11
2.7	Détection des expressions du visage	12
2.8	les capteurs intégrer dans un Smartphone	12
2.9	les capteurs physiologiques	13
2.10	Les sorties du système	16
3.1	La procédure de Détection	19
3.2	Types de détection	20
3.3	Les différents capteurs utilisés dans le processus de détection	20
3.4	Détection par (Percentage of Eye Closure (PERCLOS))	21
3.5	Détection par (Frequency Of Mouth (FOM))	22
3.6	détection par mouvement de la tête	22
3.7	Différents types de conduite anormale	23
3.8	Détection de comportement basé sur les données du Smartphone	24
3.9	Utilisation du Smartphone	25
3.10	Un réseau de neurones détecteur de comportements	28
3.11	Modèle proposé de système de détection de fatigue du conducteur	29
3.12	Regroupement à base de K-means (K-means)	32
3.13	Système d'inférence floue	34
4.1	Les types de communication dans les réseau	41

4.2	Format de paquet CAM	43
4.3	Format de paquet BSM	43
4.4	Le format du CAM Modifié	45
4.5	Exemple sur l'exécution du protocole	48
4.6	Effets des différents cas d'accélération.	52
4.7	Les paramètres de simulation	53
4.8	Taux de véhicules anormaux détectés	54
4.9	Nombre d'avertissement	55
4.10	Nombre de réactions	56
4.11	Taux faux positif	56

LISTE DES TABLEAUX

2.1	caractéristique de quelques capteurs physiologiques	14
3.1	Comparaison des applications mobile adas pour la detection d’etat dangereux a l’aide des fonctionnalites du smartphone	26
3.2	Techniques développés à base de Smartphone	27
3.3	Travaux à base de réseau neurones	30
3.4	Table présente une description Hidden Markov Model (HMM)	31
3.5	Table présente une description K-means	33
3.6	Règles de caractérisation du comportement de conduite	34
3.7	Travaux à base de logique floue	35
3.8	Caractéristiques des cinq méthodes de classification du comportement du conducteur	37

LIST OF ALGORITHMS

1	Algorithme VanetExM	47
2	Procédure Détection	48
3	Procédure Avertissement	49
4	Procédure Test de comportement	50
5	Fonction Action	51
6	Fonction Déviation	51

LISTE D'ACRONYMES

- ABS** Anti-lock Braking System. 1
- ADAS** Advanced Driver Assistance System. 16
- AEB** advanced emergency braking. 2
- BSM** Basic safety message. vi, x, 42, 43, 44, 46, 58
- CAM** Cooperative Awareness Message. vi, x, 42, 43, 44, 45, 46, 58
- CCD** Charge-Coupled Device. 10
- DENM** Decentralized Environmental Notification Message. 42, 44
- DSRC** Dedicated Short Range Communications. 40, 58
- EAD** Ethylotest Anti Démarrage. 2
- ECG** ElectroCardioGraphy. 13, 14, 20
- EEG** ElectroEncephaloGraphy. 2, 13, 14, 20
- EMG** ElectroMyoGraphy. 13, 14, 20
- EOG** ElectroOculoGraphy. 13, 14, 20, 21
- ESP** Electronic Stability Program. 1
- ETSC** European Transport Safety Council. 8
- ETSI** European Telecommunications Standards Institute. 44

- FOM** Frequency Of Mouth. [ix](#), [21](#), [22](#), [29](#)
- GMM** Gaussian Mixture Model. [23](#)
- GPS** Global Positioning System. [12](#), [13](#), [24](#), [25](#), [26](#), [27](#), [31](#), [33](#)
- HMM** Hidden Markov Model. [xi](#), [2](#), [18](#), [23](#), [31](#), [35](#), [37](#)
- HRV** Heart Rate Variability. [20](#)
- ISODATA** Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm. [32](#)
- ITS** Intelligent Transport System. [42](#), [44](#)
- K-means** K-means. [ix](#), [xi](#), [2](#), [18](#), [24](#), [32](#), [33](#), [35](#), [37](#)
- logique floue** logique floue. [18](#), [23](#), [33](#), [35](#)
- MANET** Mobile Ad Hoc Network. [40](#)
- NN** Neural Network. [2](#), [18](#), [23](#), [35](#), [37](#), [59](#)
- OBU** On Board Unit. [40](#)
- PERCLOS** Percentage of Eye Closure. [ix](#), [11](#), [21](#), [24](#), [29](#)
- RSU** Road Side Unit. [40](#), [41](#)
- SDLP** Service De La Protection. [14](#), [15](#)
- SVM** Support Vector Machine. [38](#)
- SWM** Steering Weel Movements. [14](#)
- V2I** vehicle-to-infrastructure. [15](#), [41](#)
- V2V** Vehicle-to-vehicle. [vi](#), [15](#), [41](#), [43](#), [44](#)
- VANET** Vehicular Ad-Hoc Network. [vi](#), [viii](#), [38](#), [39](#), [40](#), [43](#), [44](#)
- VanetExM** Vehicular Ad-Hoc Network Exchange Message. [vi](#), [viii](#), [39](#), [44](#), [46](#), [52](#), [58](#)

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

Context et problématique

Ces dernières années le nombre de véhicules en Algérie a doublé, on compte 6 162 542 véhicules à la fin de 2017 et de 6 418 212 véhicules à la fin de 2018, soit une augmentation de 255 670 unités (3,98%) [1]. Cette augmentation affecte le trafic et entraîne des problèmes tels que l'augmentation de la congestion, les perturbations et les accidents de la circulation.

Malgré les efforts consentis par les politiques en matière de prévention, d'information et de répression ou ceux des constructeurs automobiles en matière de sécurité passive (air bag, caisse à déformation programmée,...) et de sécurité active ([Anti-lock Braking System \(ABS\)](#), [Electronic Stability Program \(ESP\)](#),...) [2], le nombre d'accidents de la route ne cesse d'augmenter d'année en année en Algérie et à travers le monde.

Une part importante des accidents de la route est attribuée à l'inattention et au comportement agressif des conducteurs. Des études sur les accidents ont montré que l'erreur humaine est l'une des principales causes : la distraction du conducteur (15,32%), la fatigue, la somnolence, la conduite imprudente (6,71%), la négligence des piétons, (6,28%) [2].

Les problèmes des accidents et le besoin d'offrir plus de sécurité aux conducteurs mènent les chercheurs à intégrer de nouvelles technologies intelligentes qui visent à améliorer la sécurité routière. Plusieurs grands projets de recherche ont été abordés tels que les véhicules intelligents, les systèmes d'assistance au conducteur et d'aide à la prise de décision [3], et les systèmes de modélisation et d'analyse du comportement de conducteurs.

D'autre part, la plupart des chercheurs conviennent que la conduite automobile est

une activité qui peut causer un effort physique et mental aux conducteurs. Somnolence du conducteur pendant la conduite est un événement progressif. En raison des conditions de conduite et d'autres facteurs environnementaux [4].

Cet état de fait réside dans l'intervention de l'homme sur des processus complexes qui régissent la conduite (maintien du véhicule sur la route, respect de règles pas toujours évidentes, etc.) et qui ne sont pas toujours adaptés à ses propres limites physiologiques (acuité visuelle, évaluation de distances, perte d'attention, énervement, fatigue ou somnolence, etc[2]).

Plusieurs systèmes basant sur l'étude de comportement ont été développés ces dernières années. Le détecteur de somnolence est un exemple de ces systèmes qui utilise une caméra qui surveille (acquérir), en continu, les paupières, les mouvements des yeux et de la tête du conducteur pour déclencher une alarme en cas de somnolence. Un autre système (l'[EthyloTest Anti Démarrage \(EAD\)](#)) mesure le taux d'alcool dans le sang et empêche le démarrage du véhicule en cas d'alcoolémie supérieure à celle autorisée par la législation.)[5], on trouve aussi plusieurs d'autres comme le système de freinage d'urgence autonome ([advanced emergency braking \(AEB\)](#)) et le logiciel de reconnaissance faciale[6].

Avec l'importance des informations acquises par les caméras, les capteurs, [ElectroEncephaloGraphy \(EEG\)](#), etc, les chercheurs ont fait appel à plusieurs méthodes pour détecter le conducteur, telles que : les réseaux de neurones ([Neural Network \(NN\)](#)), [K-means](#), les Modèles de Markov Cachés ([HMM](#)) et la logique floue.

Les systèmes de détection de comportement sont généralement des systèmes autonomes, utilisés par des individus. Mais, la sécurité routière dépend aussi des autres conducteurs. On peut donc, éviter pas mal d'accident si un message est généré pour alerter les autres d'un danger (comme un conducteur imprudent ou agressif).

A cette fin, nous avons pensé à exploiter les communications véhiculaires pour développer un protocole permettant de construire une carte sur les véhicules voisines indiquant les conducteurs normaux ou agressifs et génère des messages d'alarmes en cas de danger.

Le reste du mémoire est organisé comme suit :

Dans le **chapitre II**, nous présentons tout d'abord le processus de conduite dont les principaux éléments sont le conducteur, le véhicule et l'environnement de conduite. Puis,

nous détaillons les principales causes d'accidents de la route dues à l'état du conducteur distraction, fatigue, style de conduite agressif. Par la suite, Nous avons présentons quelques les technologies utilisées et les projets de recherche liés.

Le chapitre III est consacré à une revue de l'état de l'art des méthodes utilisées par les chercheurs pour détecter le comportement du conducteur et l'avertir dans les situations dangereuses.

Dans **le chapitre IV**, nous avons détaillons le protocole proposé dans le contexte de ce travail. Puis, dans la partie de simulation, les résultats sont discutés et les limites de protocole sont identifiés.

On termine ce mémoire par donner une conclusion qui permettra de synthétiser le travail et d'établir quelques perspectives.

CHAPITRE 2

SYSTÈME DE DÉTECTION DE COMPORTEMENT

Sommaire

2.1	Introduction	4
2.2	Le processus de conduite	5
2.3	Principales raisons des accidents	6
2.3.1	Distracted	7
2.3.2	Fatigue	8
2.3.3	Style de conduite	9
2.4	Système de détection de comportement	9
2.4.1	Entrées de système	10
2.4.2	Unité de traitement	15
2.4.3	Sorties de système	16
2.5	Systèmes et projets de recherche	16
2.6	Conclusion	17

2.1 Introduction

Les moyens de transport jouent un rôle essentiel dans notre vie quotidienne et aussi dans l'économie et la qualité de vie dans chaque pays. La société paie en termes d'argent (pour l'achat de véhicules, les coûts de fonctionnement et d'entretien), les coûts sociaux et écologiques (utilisation des ressources, pollution par les gaz d'échappement, le bruit, embouteillages, les accidents de la circulation mortels ou nocifs, etc).

Une part importante des accidents de la route est attribuée à l'inattention et au comportement agressif des conducteurs[7]. Ainsi, le stress mental et physique du conducteur est

étudié par plusieurs chercheurs dans le but de fournir une expérience de conduite détendue et confortable.[8] Ces chercheurs tentent de mieux comprendre et de modéliser le processus de conduite qui comprend le véhicule, le conducteur et l'environnement. Ce sujet n'est pas confiné dans un domaine spécifique, mais il recouvre les neurosciences, la psychologie, les sciences du comportement humain, le traitement d'image, l'ingénierie automobile, l'intelligence artificielle, la théorie du contrôle, etc.

Dans ce contexte, la surveillance des conducteurs et la détection de leurs comportements est devenue un sujet de recherche important au cours de ces dernières années, et donc de multiples systèmes ont été proposés pour surveiller et détecter l'état des conducteurs.

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons le processus de conduite qui nous aide à atteindre les causes des accidents, après avoir expliqué et détaillé ces raisons, nous détaillons la solution présentée sous la forme d'un système de détection de comportements avec ses principaux composants et enfin nous présentons quelques systèmes qui sont déjà commercialisés.

2.2 Le processus de conduite

La conduite est un processus dynamique dont les éléments clés sont le conducteur, le véhicule et l'environnement de conduite contenant la circulation, les panneaux de signalisation routière et les piétons (voir. la figure 2.1).

La fonction principale d'un conducteur est de rester conscient de l'environnement, de prendre des décisions[9], et effectuer les actions. Dans la figure 2.1, ces étapes du processus de conduite sont illustrées où la conscience de la situation est considérée comme l'étape la plus compliquée. La conscience de la situation est modélisée comme un processus à trois niveaux [9] consistant à percevoir les éléments de l'environnement dans un volume de temps et d'espace, à comprendre leur signification et à projeter leur impact dans un avenir proche. La capacité d'un conducteur à percevoir avec précision plusieurs éléments en parallèle nécessite une attention particulière pendant la phase de perception, et la conscience de la situation en dépend principalement. En plus de son application aux stades ultérieurs de la décision et des actions, il est nécessaire de prendre en compte et de traiter les indications disponibles. L'importance de l'attention active du conducteur augmente dans un environnement de conduite dynamique et complexe pour la sécurité de la vie et des biens. C'est pourquoi une surveillance continue de l'attention du conducteur est une préoccupation majeure pour une conduite sûre et constitue un domaine de recherche actif depuis des décennies. Pour garantir la sécurité de conduite après identification du comportement inattentif d'un conducteur, différentes contre-mesures sont adoptées en fonction de la nature et de l'intensité de l'inattention.

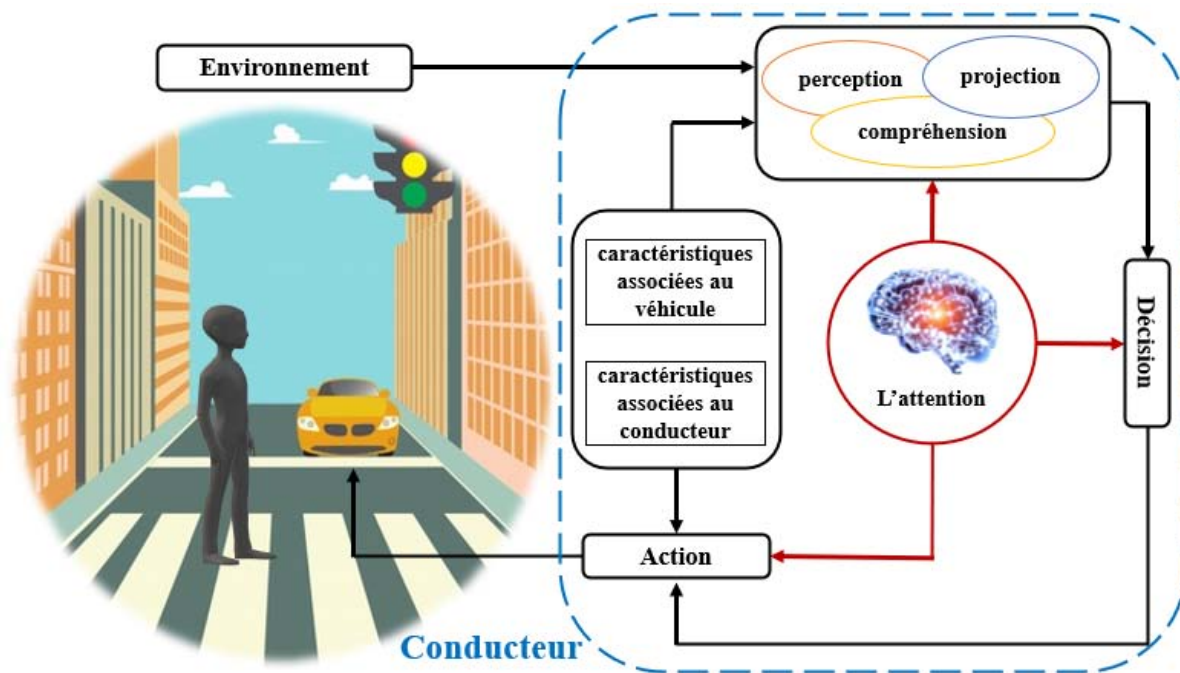


FIGURE 2.1 – Le processus de conduite

2.3 Principales raisons des accidents

Jusqu'à présent, le nombre total d'accidents de voiture graves continue d'augmenter malgré les améliorations apportées à la conception des routes et des véhicules pour la sécurité des conducteurs. La réduction de la vigilance mentale due à la somnolence a été identifiée comme le plus grand danger pour la sécurité et la principale cause d'accidents de la route. Alors que chaque jour aux États-Unis, 80 000 personnes s'endorment derrière le volant, 25 à 30% des accidents de la route au Royaume-Uni sont liés à la distraction, environ 35% des conducteurs aux Pays-Bas et 70% des conducteurs espagnols ont déclaré qu'ils dorment en conduisant.

Donc principales raisons des accidents de la route qui représentent plus de 90% du total des accidents sont résumées comme [10] : **Distraction, Fatigue, Style de conduite agressif** figure 2.2.

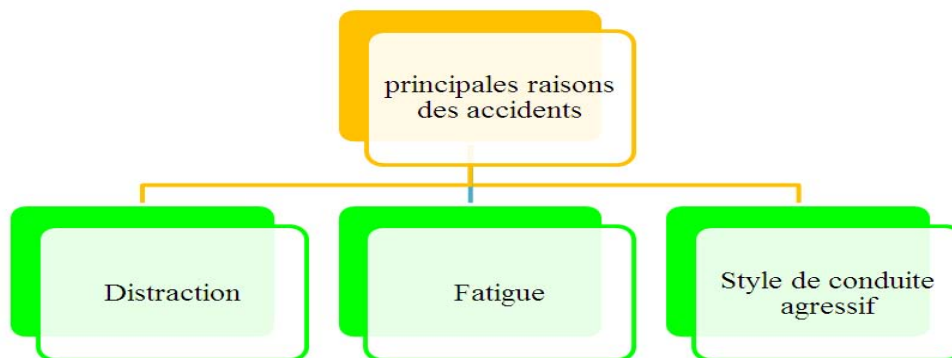


FIGURE 2.2 – Principales raisons des accidents

2.3.1 Distraction

La distraction est définie comme étant l'engagement d'un conducteur dans une tâche parallèle exigeante sur le plan cognitif. Donc, il est évident, qu'une activité simple comme manger ou boire, regarder des personnes et des événements hors route, utiliser la technologie embarquée, envoyer des SMS et parler au téléphone a une incidence sur les performances du conducteur et peut entraîner des accidents mortels...[7]. On peut classer les activités de distraction en plusieurs catégories (voir la figure 2.3), sont [11] :



FIGURE 2.3 – Types de distraction

1. **Distraction visuelle** : quitter la route des yeux pour une tâche non liée à la conduite.
2. **Distraction auditive** : ne pas entendre les bruits de la circulation à cause d'autres signaux auditifs.
3. **Distraction physique** : lâcher le volant pour manipuler des objets.
4. **Distraction cognitive** : avoir l'esprit occupé à autre chose que la conduite et l'analyse des conditions de circulation.

2.3.2 Fatigue

Le Conseil européen de la sécurité des transports ([European Transport Safety Council \(ETSC\)](#)) déclare que la fatigue « concerne l'incapacité ou la réticence à poursuivre une activité » [10]. Il est à noter que malgré les recherches considérables dans ce domaine, le terme fatigue a encore des variations dans sa définition.

Ainsi, il n'est pas simple de connaître le pourcentage d'accidents liés à la fatigue.[12] Cependant, plusieurs études révèlent que 25 à 35% des accidents de conduite sont liés à la fatigue, ce qui en fait la deuxième cause principale d'accidents de la route. Selon [13], au moins un conducteur sur trois a reconnu s'être endormi ou s'endormir au moins une fois dans sa carrière de conducteur. La somnolence d'un conducteur est généralement causée par une fatigue mentale qui est le type de fatigue le plus dangereux pendant la conduite.

Les autres types de fatigue sont la fatigue physique générale (telle que ressentie après un travail manuel exhaustif) et la fatigue physique locale (comme dans un muscle squelettique). La fatigue a des effets épouvantables sur les performances de conduite, et le comportement des différents conducteurs diffère en fonction des différents paramètres de performance de conduite.

Les principaux symptômes associés à la fatigue selon [14] sont :

1. Bâillements fréquents.
2. Fréquence de clignement des yeux radicalement élevée.
3. Sensation de brûlure dans les yeux avec difficulté de les garder ouverts.
4. Position léthargique ou détendue des mains sur le volant.
5. Véhicule errant entre les voies ou hors route.
6. Hochement de tête et incitation du corps ou de la tête à s'endormir.
7. Respiration superficielle.
8. Un hochement de tête spontané après avoir regardé les rétroviseurs extérieurs.
9. Mouvement réduit de la tête.
10. Fréquence accrue de se gratter les jambes, le menton, la tête et les oreilles.
11. Tourner la tête pour soulager la tension musculaire du cou.
12. Sentiments de dépression et d'irritation.

2.3.3 Style de conduite

En plus de la distraction et de la fatigue, une autre raison principale des accidents de la route est le comportement de conduite agressif qui est généralement observé sous la forme de l'ignorance des feux de circulation et des manœuvres de raccourci. De telles pratiques sont principalement graves pour les piétons, les cyclistes et les motocyclistes qui n'ont généralement pas beaucoup de protection[15]. Il est rapporté que le taux d'accidents dus à la conduite agressive ou immature est plus élevé dans l'Algérie que dans d'autres pays[16]. Les formes habituelles de comportement de conduite inapproprié comprennent :

1. Ignorance des limites de vitesse et les conditions routières.
2. Conduite latérale opposée.
3. Conduite entre deux voies.
4. Négligence d'utiliser l'indicateur pendant un virage.
5. Conduite sous l'effet de drogues « ivresse ».

Après avoir identifié les causes les plus importantes des accidents et les avoir étudiées, les chercheurs vont concevoir un système spécial qui reçoit les données et les analyse, il prend ensuite la décision appropriée pour éviter l'accident.

2.4 Système de détection de comportement

Un système de détection de comportement détecte les situations dangereuses, en analysant les données proviennent des capteurs. Ensuite il y traite afin qu'il produise par la suite un paquet d'information décrivant le risque et l'y envoyé à l'interface utilisateur.

Différents facteurs doivent être pris en considération pour évaluer et reconnaître le style de conduite tels que les facteurs environnementaux, l'état des routes et les véhicules classification et identification des événements et biologiques et état physiologique. Au cours des dernières années, plusieurs systèmes ont été proposés pour analyser le comportement du conducteur à base d'un système de surveillance. Un système de surveillance de la conduite peut être un système d'enregistrement de données embarqués ou un système de surveillance en temps réel. Ce dernier est considéré comme le plus important et il est représenté dans la figure 2.4.

Un tel système est divisé en trois grandes unités. La première est l'unité d'entrée pour capturer les différentes informations concernant le conducteur et le véhicule ces informations seront traités ensuite par l'unité de traitement et de contrôle qui prend également la décision selon le degré de risque et le transmet à l'unité de sortie comme une simple alerte ou action.

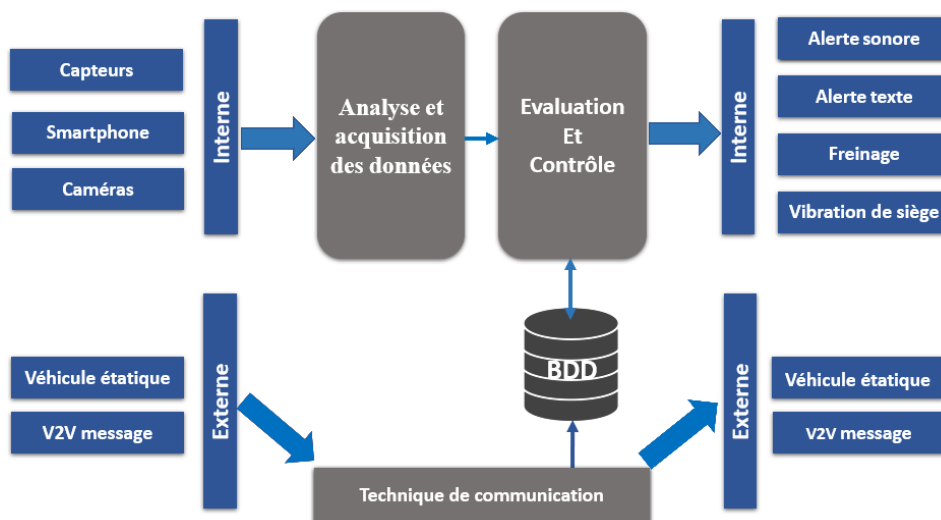


FIGURE 2.4 – Les composants du système de détection de comportement

2.4.1 Entrées de système

2.4.1.1 Caméras

Le comportement du conducteur est principalement surveillé par une caméra et cette approche est donc connue sous le nom de mesure basée sur la vidéo, et il est commercialisé généralement sous deux formes :

- **Caméra externe :**

Une caméra externe (voir la figure 2.5) est une entrée pour un système de prédiction de la fatigue du conducteur qui utilise une caméra **Charge-Coupled Device (CCD)** (Charge-Coupled Device, ou en français « **dispositif à transfert de charges** ») située en dehors du véhicule souvent sur le bord de la route avec illuminateur IR.

- **Caméra interne :**

Des caméras sont installées à l'intérieur d'un véhicule pour détecter la fatigue et la somnolence du conducteur en observant les comportements anormaux liés aux :

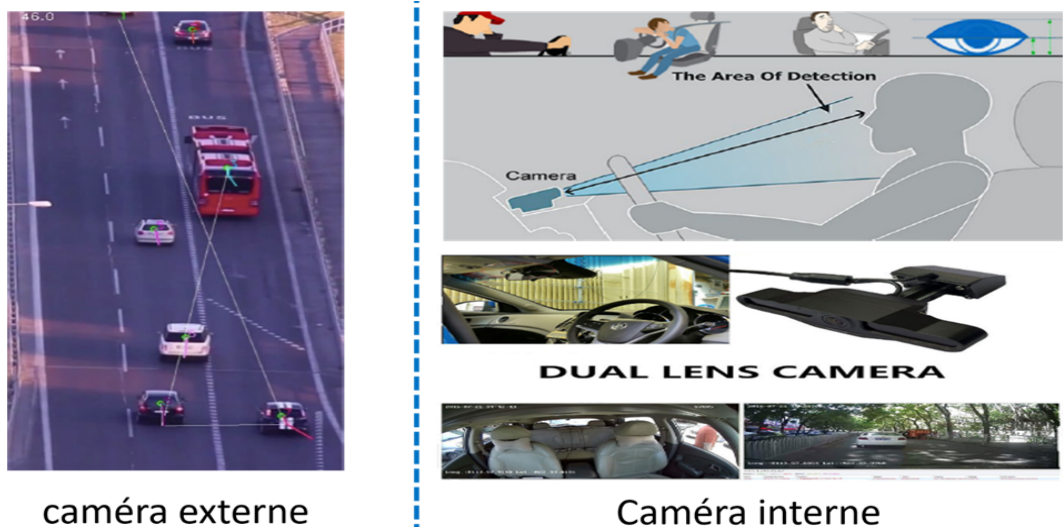


FIGURE 2.5 – Les caméras de détection externes et interne

Mouvement des yeux :

Cela consiste à mesurer la fréquence de clignement des yeux (AECS)[17] (voir la figure 2.6), les mouvements oculaires lents et les activités de fermeture des yeux, y compris celle de fermeture des paupières (PERCLOS) [18] qui caractérisent les mouvements des yeux pour détecter les activités inhabituelles reflétant un indicateur de somnolence .

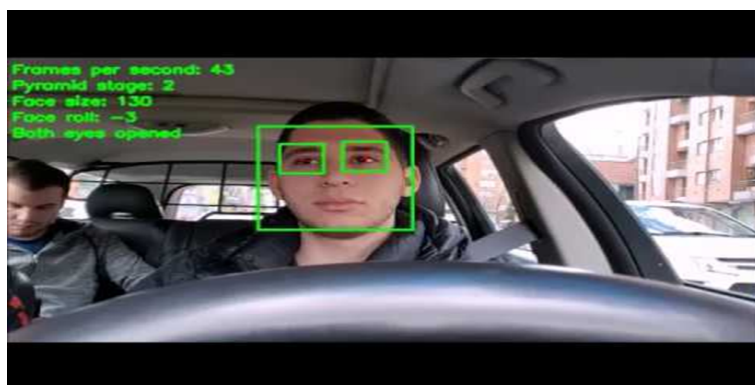


FIGURE 2.6 – Détection des mouvement des yeux

Expression du visage :

Le conducteur somnolent montre quelques expressions sur son visage qui peuvent être utilisées pour mesurer le niveau de somnolence du conducteur 2.7. Ces actions comprennent l’élévation des sourcils, le bâillement, la mâchoire tombante ainsi que l’étirement des lèvres [19].



FIGURE 2.7 – Détection des expressions du visage

Position de la tête :

La position de la tête est un indicateur de fatigue et de somnolence. Le conducteur somnolent éprouve généralement l'en baisseement de la tête ou un hochement de tête, ce qui se produit à des stades avancés de somnolence.

2.4.1.2 Smartphone

Le développement des Smartphones au cours des dix dernières années a permis à ceux qui possèdent des smartphones de profiter d'une source de calcul et traitement. De plus, tous les nouveaux smartphones sont équipés avec une large gamme des capteurs tels que l'accéléromètre, un gyroscope, magnétomètre et de nombreux autres capteurs (Voir la figure 2.8). En plus, les smartphones ont un [Global Positioning System \(GPS\)](#) permettant d'utiliser les systèmes de navigation et de localisation.

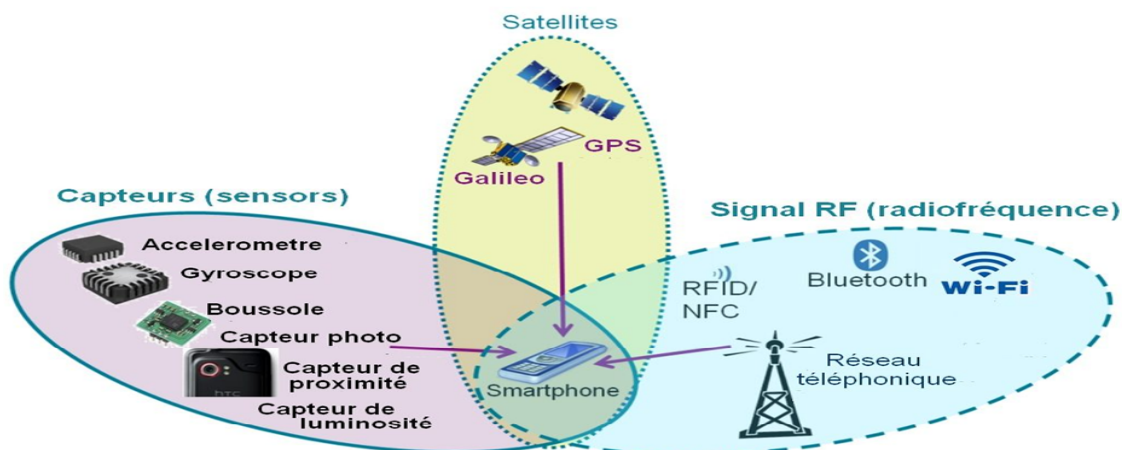


FIGURE 2.8 – les capteurs intégrer dans un Smartphone

Une gamme importante des systèmes de comportement de conduite ont été proposés [22] à base des Smartphones minimisant ainsi l'utilisation de plusieurs composantes, capteurs et

périphériques (accéléromètre, gyroscope, système de positionnement mondial (GPS), appareil photo, capteur de gravité, capteur de vecteur de rotation).

2.4.1.3 Capteurs physiologiques

Les signaux physiologiques du conducteur provenaient d'organes humains tels que le cerveau, les yeux, les muscles et le cœur [23] qui peuvent indiquer le niveau de fatigue et de vigilance en temps réel comme le montre la figure 2.9.

Ceci comprend :

- **Activité cérébrale** : qui peut être capturée par électroencéphalographie (EEG) ou spectroscopie proche infrarouge (NIRS).
- **Activité oculaire** : mesurée par électrooculographie (ElectroOculoGraphy (EOG)).
Tonus musculaire : qui peut être enregistré par électromyographie (ElectroMyoGraphy (EMG)).
- **Activité cardiaque** : surveillée par électrocardiographie (ElectroCardioGraphy (ECG)).

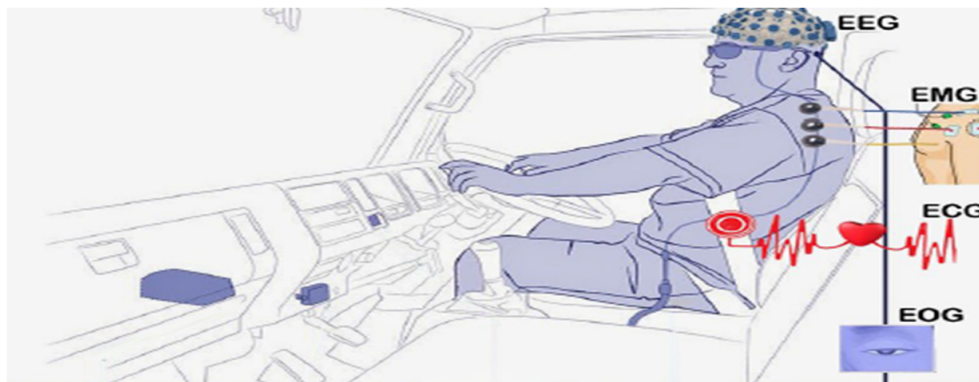


FIGURE 2.9 – les capteurs physiologiques

Le tableau 2.1 résume les caractéristiques de quelques capteurs physiologiques :

TABLE 2.1 – caractéristique de quelques capteurs physiologiques

Capteurs	Valeur typique	Pour la détection	Précision de détection	Capteurs commercialisé
ECG	50 V–50 mV 0.05 Hz–100 Hz	Fatigue	96%	Omron, Flex Sensors, EPI mini, AliveCor System et ECG Check.
EEG	2 V–10 V 10 Hz–2 kHz	Fatigue et distraction	96.7%	Capteurs Drypad, casque Imotive, casques MindWave, capteur Dry de NeuroSky.
EOG	0.05mV–3.5mV 0.1 Hz–100 Hz	La vigilance	81.7%	Google glass, Comnoscreen, ASL Eye Tracking Glasses.
EMG	20 V–10 mV 10 Hz–10 kHz	Fatigue	94%	SX230, Neuronode, NeuroSky’s Dry Sensor.

2.4.1.4 Capteurs embarqués dans le véhicule

Des capteurs de mesure embarqués sont déployés pour collecter un certain nombre d’indicateurs utilisés pour déterminer le niveau de vigilance/somnolence du conducteur, Cette approche se base sur la mesure et la détection :

1. Mouvement du volant.
2. Déviation du véhicule et position.
3. Vitesse et accélération du véhicule.

La plupart des techniques et produits industriels utilisent les mouvements du volant (**Steering Weel Movements (SWM)**) et l’écart-type de position de voie (**Service De La Protection (SDLP)**).

2.4.1.4.1 Mouvement du volant La surveillance des mouvements du volant (**SWM**) peut être un moyen efficace d’évaluer le comportement de conduite. En fait, certaines manipulations non naturelles du volant peuvent être une indication de la fatigue et de la somnolence du conducteur.

Cette approche mesure le comportement de direction à l’aide d’un capteur d’angle monté sur l’axe de direction. Un certain nombre de métriques peuvent être utilisées pour mesurer

une conduite anormale, notamment le nombre d'inversions du volant, les périodes de correction de direction et le mouvement saccadé du véhicule.

2.4.1.4.2 Déviation et position du véhicule La position du véhicule par rapport aux lignes limitant la voie est une autre indication de la fatigue et de la somnolence du conducteur. Ce paramètre est connu sous le nom d'écart type de position de voie (SDLP).[24]

2.4.1.4.3 Vitesse et accélération du véhicule La vitesse du véhicule est un moyen de détecter les comportements de conduite anormaux. La recherche a indiqué que l'accélération et la vitesse du véhicule ont une relation avec le niveau de vigilance du conducteur. Le conducteur somnolent augmente généralement son accélération. Cette approche repose sur des paramètres tels que la vitesse du véhicule, le taux d'accélération et la pression sur la pédale d'accélération [25].

2.4.2 Unité de traitement

Comme le montre la figure 2.4 l'infrastructure interne d'un système de détection de comportement est généralement composée de deux principaux modules avec une technique de communication pour faire envoyer et recevoir les messages de type V2V et [vehicle-to-infrastructure \(V2I\)](#).

2.4.2.1 Module analyse et acquisition des données

Ce module reçoit les données de différents capteurs qui forment un réseau et communiquent avec le réseau coordinateur pour envoyer les données. Les signaux mesurés sont ensuite filtrés et transformés pour éliminer tout bruit et nuisance+ pouvant affecter la qualité des valeurs de données détectées.

2.4.2.2 Module évaluation et contrôle

Les signaux sont reçus par le module d'acquisition subissent dans un premier étape un filtrage du bruit et signaux indésirables. En deuxième étape, les signaux sont traités pour extraire les principales caractéristiques qui reflètent les différents états de l'application cible (par exemple les états cognitifs du conducteur). Ces caractéristiques peuvent être extraites en utilisant des algorithmes d'apprentissage et de classification.

A Chaque état identifié, une action appropriée à temps est déclenché. Cette action peut être une alarme ou un bourdonnement à l'intérieur du véhicule pour alerter ou réveille le conducteur. Dans certains cas, le système peut prendre le contrôle du véhicule afin d'accélérer ou d'arrêter le véhicule.

2.4.3 Sorties de système

Après le traitement des données et l'évaluation de risque, les résultats seront soit interne à l'intérieur ou externe (envoi des messages à d'autres véhicules) ou les deux en même temps. Les sorties internes comprennent les alertes qui s'affichent dans le tableau de bord comme un simple texte ou bien sonore pour attirer l'attention de conducteur en cas de somnolence ou distraction. D'autres systèmes associent aux alertes des actions comme la vibration de siège pour réveiller le conducteur s'il n'a pas répondu à une alerte ou prendre la décision au lieu de lui si il n'est pas conscient (ivre) par une diminution de vitesse ou freinage 2.10.

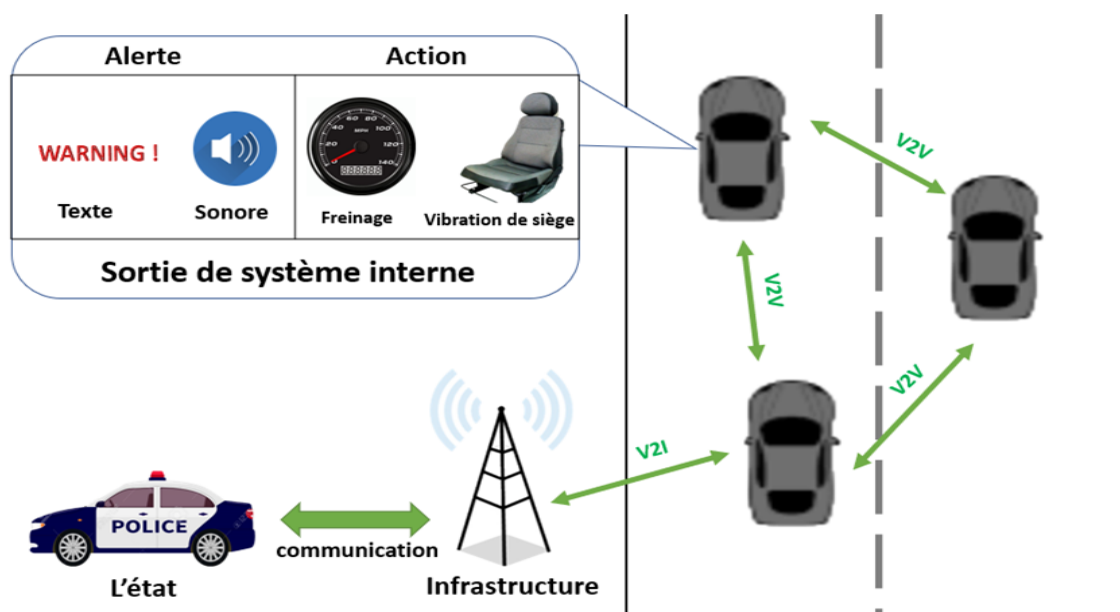


FIGURE 2.10 – Les sorties du système

2.5 Systèmes et projets de recherche

Les systèmes avancés d'aide à la conduite **Advanced Driver Assistance System (ADAS)** (Advanced Driver Assistance System) [26] : L'objectif de ces systèmes est de rendre les véhicules capables d'apporter au conducteur une aide considérable à la navigation, de contrôler leurs propres systèmes internes pour le diagnostic et d'avertir le conducteur, suffisamment à l'avance, sur une situation où il devra agir.

Le système AFIL (Alerte de Franchissement Involontaire de Ligne) : est un système d'aide à la conduite développé par CITROËN en 2004, qui détecte une sortie de voie involontaire sur autoroute et voie rapide.

Système de détection de la fatigue : Les premiers avertisseurs de fatigue ont apparus depuis l'année 2000 et ont été développés par Mercedes, Volkswagen, Skoda, Peugeot, BMW.

Plusieurs projets ont été réalisés ou en cours de réalisation dont :

Projet ARCOS : (2001-2004)

Le projet ARCOS consistait à sécuriser la conduite automobile sur la base de quatre fonctions principales de prévention d'accidents :

- Gérer les inter distances entre véhicules .
- Prévenir les collisions sur obstacles fixes, arrêtés ou lents.
- Prévenir les sorties de route.
- Alerter les véhicules en amont d'accidents/incidents.

Les résultats de ce projet de recherche, qui a duré trois ans et associé 58 partenaires, ont été présentés sur les pistes d'essais du camp de Satory.

Projet PREVENSOR (2005-aujourd'hui) : Le principal objectif du projet est l'élaboration d'une fonction de risque de sortie de voie, basée sur un ensemble d'indicateurs de la situation de conduite, en tenant compte de l'interaction conducteur-véhicule et de la coopération homme-machine.

2.6 Conclusion

Le comportement humain étant considéré comme l'une des principales causes des problèmes de sécurité routière, ce qui explique l'intérêt des chercheurs à étudier et modéliser les états d'un conducteur comme la distraction et la fatigue. Plusieurs paramètres mesurables d'un conducteur (physiques, psychologiques) et aussi ceux de véhicules aident à identifier l'état du conducteur en utilisant des algorithmes de classification.

On peut classifier ces algorithmes en trois catégories : ceux basés sur l'état du conducteur et ceux basés sur le comportement (état) du véhicule. Dans le chapitre suivant, on présentera certains de ces algorithmes.

CHAPITRE 3

LES TECHNIQUES DE DÉTECTION

Sommaire

3.1	Introduction	18
3.2	La procédure de détection	19
3.3	Types de détection	19
3.3.1	États du conducteur	20
3.3.2	Style de conduite	22
3.4	Méthodes de détection du comportement	23
3.4.1	Détection de comportement basé sur les données du Smartphone	24
3.4.2	Détection de comportement par les réseaux de neurones	27
3.4.3	Détection de comportement par modèles de Markov cachés	31
3.4.4	Détection de comportement par K- Means	32
3.4.5	Détection de comportement par logique floue	33
3.5	Comparaison et discussions sur les méthodes utilisées pour la détection	35
3.6	Conclusion	38

3.1 Introduction

Les études d'accidentologie ont mis en évidence que dans 90% des cas, le conducteur était la cause principale des accidents. Sur cette base, depuis quelques années les efforts sont orientés vers la détection de comportement du conducteur. Ainsi, on trouve plusieurs méthodes développées à base de réseau de neurones (NN) ou K-means orientées détection de comportement des conducteurs. D'autres comme les Modèles de Markov cachés (HMM) et la logique floue (logique floue) sont orientés plus au problème de l'estimation du comportement

du conducteur et la modélisation du comportement de conduite (manœuvres de conduite).

Dans ce chapitre, on présente brièvement quelques méthodes de détection de comportement anormal des conducteurs que nous avons pu les classer en deux catégories : celles basées sur le l'état du conducteur et celles basées sur le comportement des véhicules.

3.2 La procédure de détection

Généralement, la détection d'un objet est sa mise en évidence, à l'aide d'un capteur, est un mécanisme destiné à repérer des activités anormales sur la cible analysée. Il permet ainsi d'avoir une connaissance sur le comportement du conducteur [27].

La procédure de détection du comportement d'un conducteur est schématisée dans la figure 3.1. Tout d'abord on mesure les données provenant des capteurs, ensuite on les traite avec des algorithmes de détection qui ont l'objectif de fournir une information sur l'état d'un conducteur ou son style de conduite (normale, distrait, agressif, ivre, fatigué).

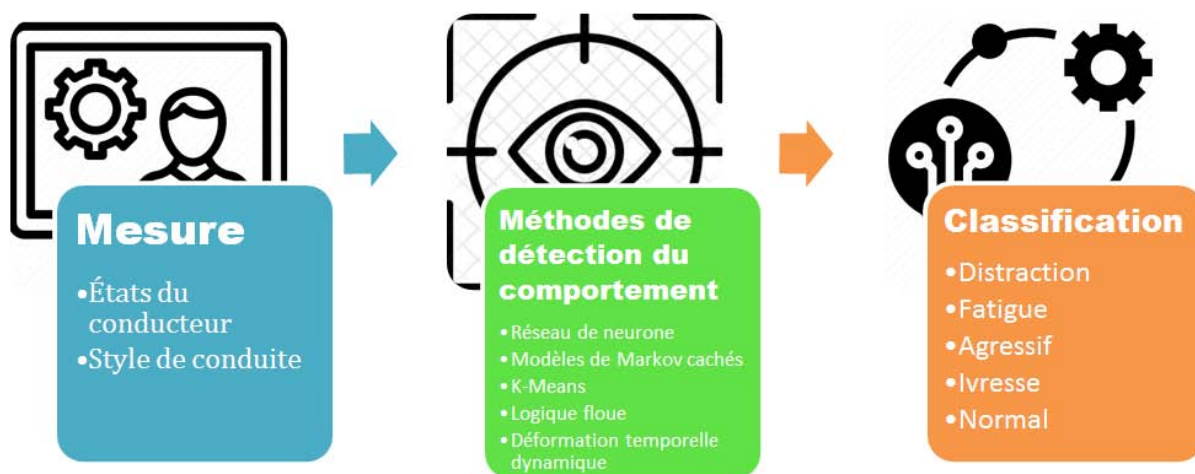


FIGURE 3.1 – La procédure de Détection

3.3 Types de détection

Les mouvements, les gestes, l'état de fonctionnement des organes, etc. sont des indicateurs sur l'état physique du conducteur. Par contre, le changement dans le style de conduite est un indicateur vital sur l'état d'esprit et même physique d'un conducteur. Ainsi, on peut distinguer deux types de détection (voir figure 3.2) celle basée sur l'état du conducteur et celle basée sur le style de conduite.

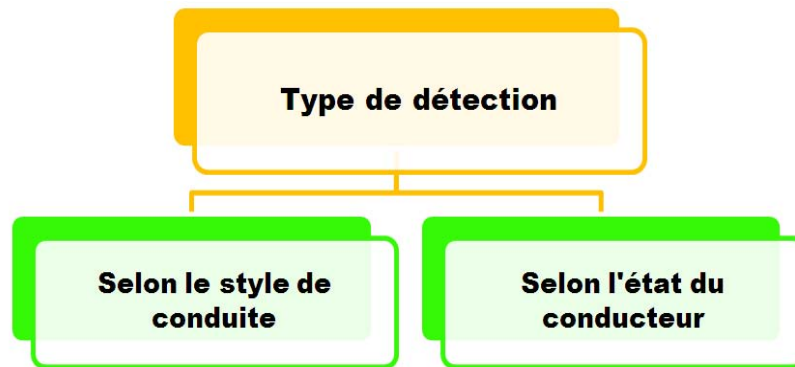


FIGURE 3.2 – Types de détection

3.3.1 États du conducteur

Dans ce type de détection, on s’intéresse aux changements dans l’état d’apparence et/ou l’état biologique et physique pour signaler un problème ou un danger probable .

La majorité des méthodes utilisées dans cette catégorie sont basées sur l’utilisation des données des capteurs (caméras, l’EEG, l’EOG, l’ECG, l’EMG, Heart Rate Variability (HRV), les mesures oculaire... etc.) par des algorithmes de traitement d’image afin de détecter la fatigue et la somnolence du conducteur (voir la figure 3.3).

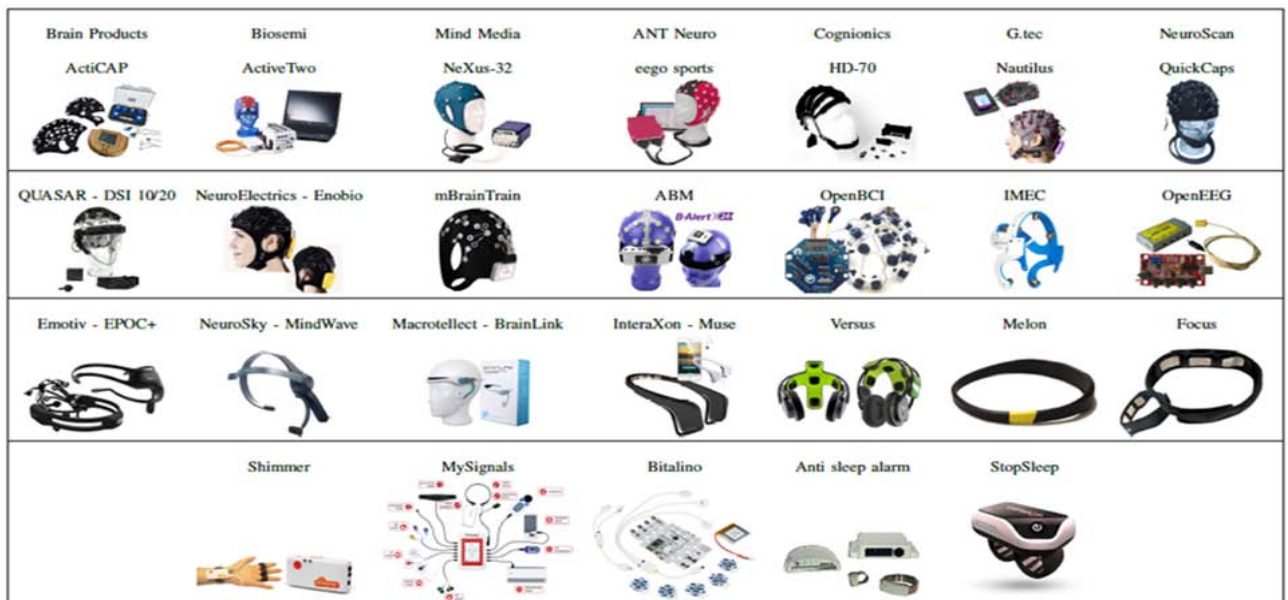


FIGURE 3.3 – Les différents capteurs utilisés dans le processus de détection

3.3.1.1 Mesure oculaire (œil)

Cette technique consiste principalement à mesurer les différences entre l'état oculaire (EOG) sauvegardé dans une base de données des formes (état normal, œil ouvert, œil fermé et l'état récente). Ces changements peuvent indiquer le niveau de la fatigue et de la somnolence d'un conducteur.

Un message d'alerte est généré en cas où un seuil de danger est atteint.

3.3.1.1.1 Pourcentage de fermeture des yeux (PERCLOS) PERCLOS est une technique de mesures oculaire qui consiste à calculer un rapport entre la fréquence de fermeture des yeux et la fréquence totale de fermeture et ouverture des yeux.[28]

$$f_{PERCLOS} = n_{close} / N_{Closeandopen} * 100\%$$

Selon le seuil défini, PERCLOS peut signaler une fatigue, somnolence, etc. (Voir figure 3.4)

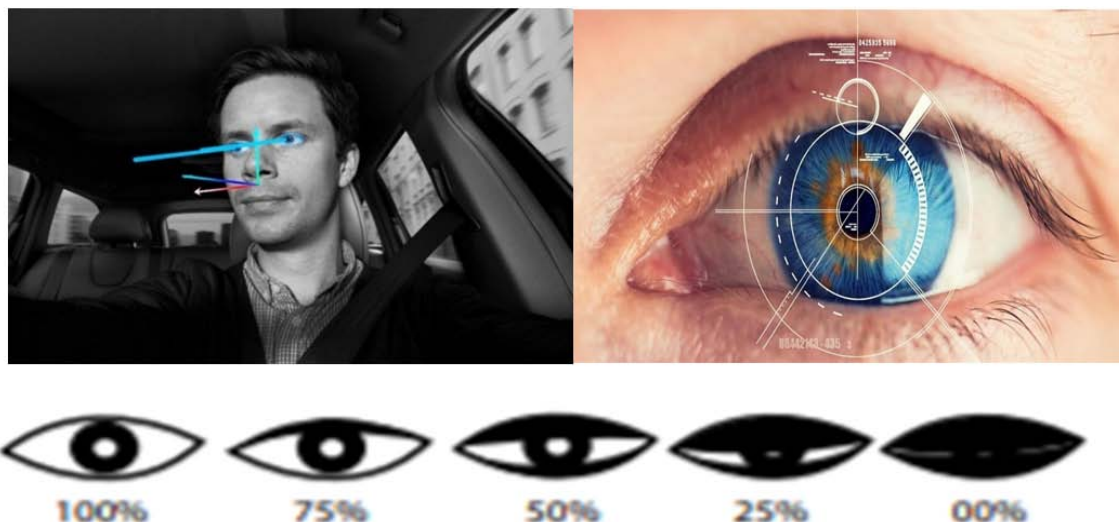


FIGURE 3.4 – Détection par (PERCLOS)

3.3.1.1.2 Fréquence de mouvement de la bouche (FOM) La fatigue ou la somnolence des conducteurs peut être détectée de façons différentes. Le bâillement est l'une de ces façons. L'analyse des expressions faciales du conducteur se font grâce à des caméras et des capteurs utilisés pour détecter la position et l'état de la bouche. En état de fatigue ou de somnolence et pendant le bâillement la bouche s'ouvre dans un grand plan vertical de tel sorte que la bordure devient plus large par rapport à l'état d'une bouche normale et la fréquence de fermeture/ouverture devient élevée (voir figure 3.5). Le rapport FOM (frequency of mouth) est calculé de la même façon comme le rapport de PERCLOS, qu'est un bon indicateur de fatigue : [28]

$$f_{FOM} = n_{open} / N_{CloseandOpen} \times 100\%$$

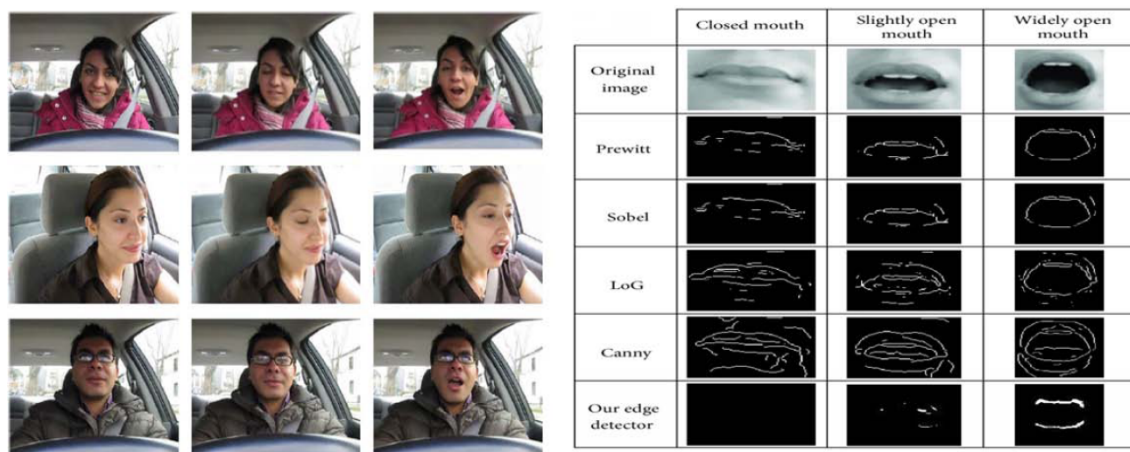


FIGURE 3.5 – Détection par (FOM)

3.3.1.1.3 Mouvement de la tête La surveillance des mouvements de la tête du conducteur vise à déterminer le niveau de distraction et le point de vue du conducteur. Par exemple, la figure 3.6 montre les mouvements de la tête d'un conducteur qui parle au téléphone. Ainsi, il est possible grâce à cette technique de détecter un conducteur distrait d'un autre.

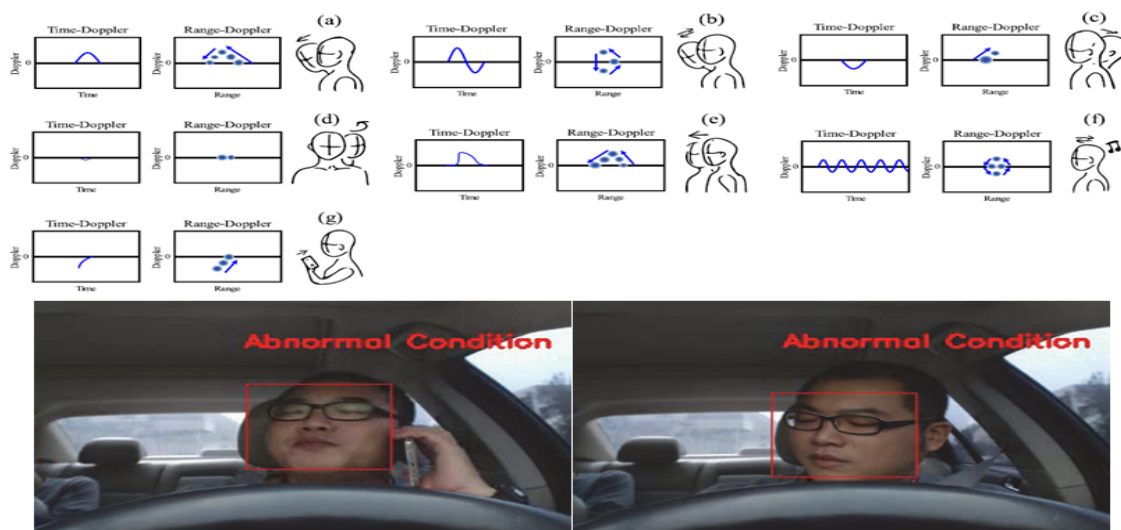


FIGURE 3.6 – détection par mouvement de la tête

3.3.2 Style de conduite

Chaque conducteur a un style de conduite différent qui dépend de plusieurs paramètres (Age, niveau de culture, état du conducteur, etc.). Donc, en utilisant l'historique d'un conducteur sur une route, il est facile de détecter un changement dans le style de conduite (voir figure 3.7), qui peut par conséquent fournir des informations sur l'état et le comportement

du conducteur.

Donc, lorsque le conducteur est somnolent, distrait, imprudent ou ivre, il peut effectuer des mouvements soudains et involontaires et des réactions inattendues. Le conducteur ivre conduit généralement tout en effectuant une accélération ou une décélération soudaine avec une réponse tardive. L'état d'ivresse se caractérise donc, par un ensemble d'actions observables telles que l'accélération soudaine, la conduite sans maintenir la bonne position dans la voie, la conduite sans contrôler la vitesse et ayant généralement les yeux fermés pendant plus de 80% de temps.

Un conducteur imprudent peut être considéré comme un conducteur ivre, car les yeux du conducteur sont ouverts mais les comportements suivants sont présentés : conduire avec une accélération soudaine, ne pas maintenir la bonne position dans la voie et ne pas contrôler la vitesse du véhicule en accélérant ou ralentissant soudainement la voiture. [29].

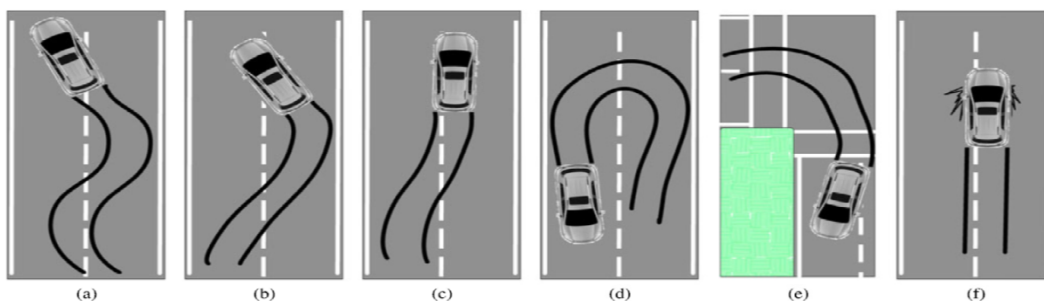


FIGURE 3.7 – Différents types de conduite anormale

3.4 Méthodes de détection du comportement

Plusieurs chercheurs ont travaillé sur le développement de systèmes de surveillance et de détection du comportement des conducteurs en utilisant différentes méthodes. Ils ont tenté de d'analyser l'état et les réactions des conducteurs afin de détecter les conducteurs fatigués, ivres ou somnolents [30]. Les méthodes les plus utilisées sont les suivantes :

- Réseaux de neurones (Neural Network [NN](#)) [31].
- Filtre de kalman [32].
- Modèles de Markov cachés (Hidden Markov Model [HMM](#)) [33].
- Modèle de mélange gaussien (Gaussian Mixture Model [Gaussian Mixture Model \(GMM\)](#)) [34].
- [logique floue](#) (Fuzzy Logic) [35].

- K-means [36].
- Support Vector Machine SVM [38].
- Réseaux bayésiens (Bayesian Networks BN) [39].
- Arbres de décision (Decision Trees) [40].
- Algorithmes génétiques et apprentissage par renforcement [41].

Dans ce qui suit, nous avons choisir de présenter quelques méthodes.

3.4.1 Détection de comportement basé sur les données du Smartphone

Le développement des Smartphones au cours des deux dernières décennies a permis à ses utilisateurs d'en profiter d'une puissance de calcul et de traitement importante à tout moment. De plus, tous les nouveaux Smartphones sont désormais équipés d'une large gamme d'appareils de détection tels qu'un GPS, un accéléromètre, un gyroscope, un magnétomètre, un capteur de gravité, un capteur d'orientation, une caméra, et de nombreux autres capteurs (voir figure 3.8).

Considéré comme étant un système embarqué, le Smartphone peut servir comme une plateforme efficace pour les systèmes de détection et de surveillance du comportement des conducteurs [42],[43](voir figure figure 3.8).

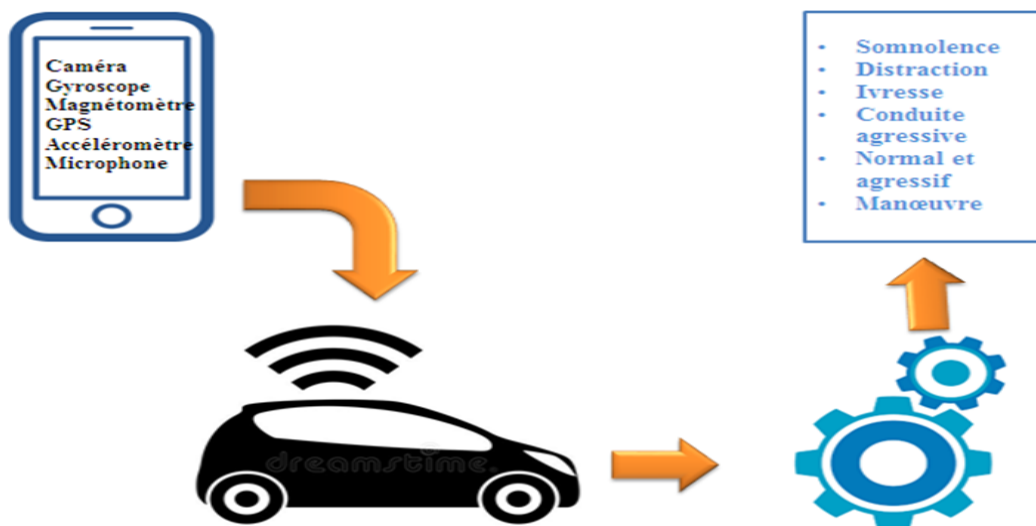


FIGURE 3.8 – Détection de comportement basé sur les données du Smartphone

Les caméras par exemple dans une application mobile, peuvent fournir des informations sur le regard hors route (fréquence, durée et pourcentage), le bâillement, PERCLOS, le

clignotement (durée, fréquence), les mouvements de la tête et la fréquence de saccade (voir figure 3.9).

Les différents capteurs et le GPS peuvent mesurer la vitesse, l'angle de déviation, la position, l'accélération, etc. d'un véhicule.

Les applications mobiles en utilisant ses mesures peuvent détecter, par exemple, le décalage par rapport à la ligne latérale, le nombre de franchissements de ligne, la conduite au-dessus de la limite de vitesse, les accélérations, décélérations brusques, etc. [44]

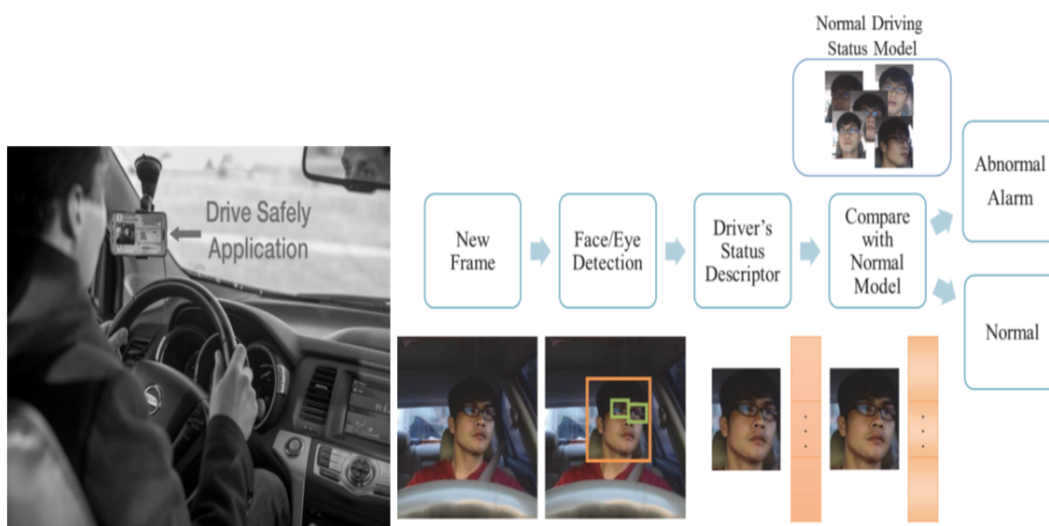


FIGURE 3.9 – Utilisation du Smartphone

Le tableau 3.1 présente quelques applications mobiles offrant des fonctions de sécurité avancées présentées dans [45]. Dans ce tableau, «+» signifie que l'application considérée prend en charge la technologie, «-» sinon.

Le tableau 3.1 montre que certaines applications utilisent le gyroscope et l'accéléromètre intégrés du Smartphone pour détecter les événements de conduite. D'autres applications utilisent la caméra pour détecter les expressions faciales du conducteur et déterminer s'il est somnolent. Il existe également des applications qui reçoivent les informations d'un capteur portable ou casque (connecté au conducteur) qui analyse l'état physique du conducteur et détecter la somnolence.

Les événements d'accélération, de freinage, de changement de direction et de régime sont détectés grâce aux capteurs de mouvements et de données GPS ce qui permet de signaler tous les manœuvres soudaines ou agressives (voir le tableau 3.2).

TABLE 3.1 – Comparaison des applications mobile adas pour la detection d'état dangereux a l'aide des fonctionnalites du smartphone

Application	Technologie	caméra frontale	caméra arrière	GPS	Accéléromètre	gyroscope	microphone	capteur de pouls
CarSafe	Android / iOS /web	+	+	+	+	+	+	-
Driver behavior profiling	Android	-	-	+	+	+	-	-
Mobile healthcare	Android	-	-	-	-	-	-	-
Sensoric	Android	-	-	+	+	+	-	+
DriverSafe	iOS	+	-	+	-	+	-	-
Anti drowsiness alarm	iOS	+	-	-	-	-	-	-
Facial fatigue and driver AI drowsiness detection	Android	+	-	-	-	-	-	-
Fujitsu driver drowsiness	Android	-	-	+	-	-	-	+
SenseFleet	Plateforme de profilage des conducteurs	-	-	+	+	+	-	-
DMS	Android	+	-	+	+	+	-	-

TABLE 3.2 – Techniques développés à base de Smartphone

Auteur	Entrée	Sorties
Najim Al-Din & al. [46] (2018).	Accéléromètre, un gyroscope, un magnétomètre et GPS	Normal et agressif
Nattakorn Promwongsa1 & al. [47] (2013)	Accéléromètre	Manœuvre (déviation, conduite agressive, angle du volant)
Adnan K & al. [48] (2011).	Accéléromètre, vitesse, GPS.	Distraction
A. A. Rahman & al. [49] (2019).	Accéléromètre et gyroscope.	Conduite agressive et non agressive.
Alexey Kashevnik & al. [50] (2019).	Caméra, gyroscope, magnétomètre, GPS, Accéléromètre, microphone.	Somnolence, distraction, ivresse, conduite agressive, état de stress et pouls élevé.
Minglin Wu & al. [51] (2016)	Capteurs de mouvement	Conduite normale et agressive.
Radoslav Stoichkov. [47] (2013)	Accéléromètre.	Manœuvre (freinage, accélération)
Adnan K & al. [48] (2011)	Capteurs de mouvement	Distraction
Zhongyang Chen & al. [52] (2015)	Accéléromètre et le capture d'orientation.	Une conduite dangereuse

3.4.2 Détection de comportement par les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones tentent d'imiter le fonctionnement d'un cerveau humain. Ainsi, plusieurs neurones sont inter connectés pour former un réseau.

Les réseaux de neurones se sont révélés être une technique puissante pour l'apprentissage des données de type entrées/sorties.

Donc, pour détecter le comportement d'un conducteur, la première étape consiste à collecter différents échantillons de données (Entrées/Sorties) contenant des informations sur les comportements de conduite de plusieurs conducteurs dans des états différents. Les entrées pourraient être des paramètres tels que la vitesse du véhicule, l'accélération, l'angle du volant ou un ensemble des images captées par une caméra (voir figure 3.10). Alors que les sorties du réseau pourraient être une déduction sur l'état du conducteur (fatigue, distraction ou

ivresse, etc).

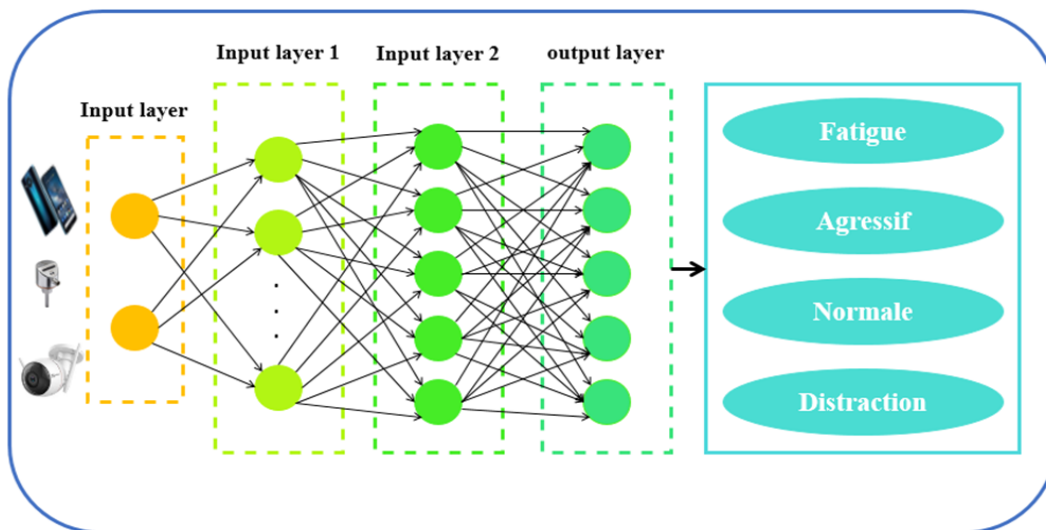


FIGURE 3.10 – Un réseau de neurones détecteur de comportements

La précision de détection dépend fortement de la phase d'apprentissage. Une base de données riche et diversifiée conduit à un réseau de neurones très robuste. Puisqu'il est démontré qu'un réseau de neurones à une seule couche cachée peut simuler n'importe quelle fonction non-linéaire [53].

Pour atteindre cet objectif, les données sont divisées en deux ensembles. Le premier ensemble pour faire l'apprentissage et le deuxième pour faire le test. A la fin de la phase d'apprentissage le réseau de neurones est considéré comme un détecteur de comportements.

Par exemple dans la figure 3.11], Un réseau de neurones est proposé pour détecter la somnolence et la fatigue du conducteur. La forme des yeux et de la bouche de plusieurs conducteurs sont utilisées dans situations différentes pour faire l'apprentissage. A la fin de cette phase le réseau est capable de détecter la fatigue d'un conducteur.

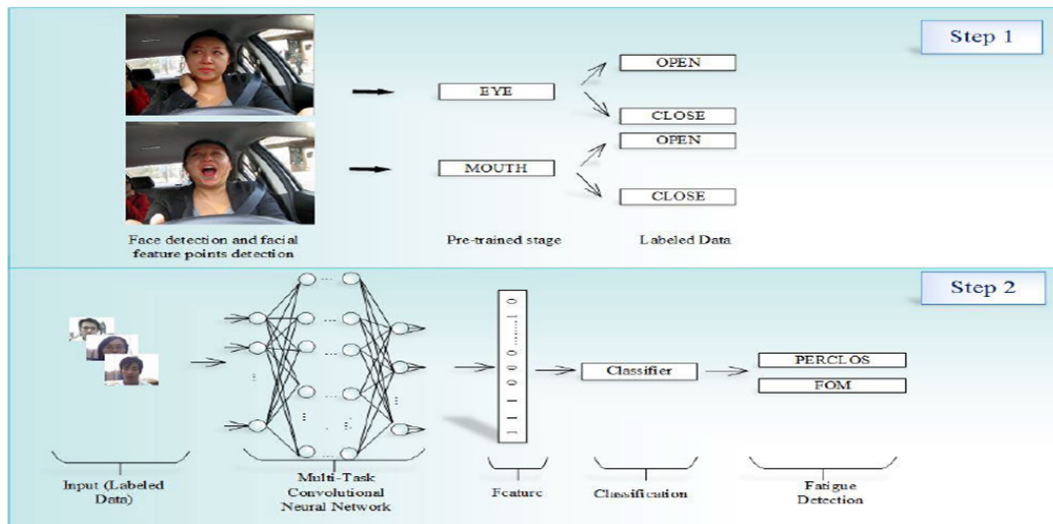


FIGURE 3.11 – Modèle proposé de système de détection de fatigue du conducteur

Le tableau 3.3 présente les caractéristiques principales de certains réseaux de neurones utilisés pour la détection de comportements.

De ce tableau, on remarque la diversité des entrées sorties. Certains préfèrent utiliser les services offerts par un Smartphone ou les ses capteurs intégrés (accéléromètre, gyroscope, magnétomètre, capteur d'orientation et une caméra ...), d'autres travaux utilisent préfèrent l'utilisation des données physiologiques du conducteur ou les paramètres PERCLOS/FOM.

TABLE 3.3 – Travaux à base de réseau neurones

Auteur	Entrées	Sorties	Remarque
Burcu KIR Savas & al. [54] (2020)	PERCLOS/FOM	La sommolence ou fatigue	Dataset(YawDD/ NTHU-DDD)
R. Jabbar & al. [55](2018)	Smartphone	La somnolence	The National Tsing Hua University Driver Drowsiness Detection Dataset
C.Streiffer & al. [56] (2017).	Smartphone	Distraction	Dataset DarNet
J. Yu & al. [57] (2017)	Smartphone(Accélération et l'orientation) et les déviations, les demi-tours rapides et les virages plus larges.	Conduite anormal.	Utilisation de Smartphone
C.J. de Naurois & al. [58](2019)	Données physiologiques.	La somnolence	-
Sarah Kadhim Alluhaibi & al. [46] (2018)	Vitesse, accélération ou angle du volant	Manœuvre (conduite anormal)	-
Oluwatobi Olabiya & al. [59] (2017)	Caméra, GPS,Can Bus et microphones	Manœuvre (conduite anormal)	-

3.4.3 Détection de comportement par modèles de Markov cachés

Les modèles de Markov cachés (Hidden Markov Model : [HMM](#)) représentent l'un des outils les plus puissants pour la modélisation, l'analyse et l'exploration de données séquentielles. C'est un modèle statistique dans lequel le système modélisé est supposé être un processus markovien de paramètres inconnus. Dans un modèle de Markov caché, les états d'une exécution sont inconnus de l'utilisateur (seuls certains paramètres, comme la vitesse sont connus de l'utilisateur)[\[60\]](#).

Les [HMM](#) sont très appropriés pour modéliser les états d'un système dynamique comme celui de détection de comportement où les états ne sont pas directement observables. [HMM](#) ne peut détecter le comportement d'un conducteur qu'à base d'un paramètre (généralement la vitesse), il analyse les données et compare les vitesses dans différentes situations tels que le changement de voie, le dépassement, l'arrêt, la distraction et la conduite normale. Par la suite, le [HMM](#) distingue les comportements de conduite et à l'aide d'un système d'alarme, il peut également avertir le conducteur en état de distraction ou de danger.

Le tableau [3.4](#) présente une description de certains travaux qui ont utilisés les [HMMs](#) :

TABLE 3.4 – Table présente une description [HMM](#)

Auteur	Entrée	Sorties	Divers
RahelHadgu [61] (2015)	Vitesse	Distraction et conduite normal	CAN BUS
Holger Berndt & al. [62] (2009)	Accéléromètre, gyroscope et magnétomètre	Manœuvre	Utilisation du Smartphone
Abdalla Abdelrahman & al. [63] (2017)	Accélérateur, vitesse GPS .	Non défectueux/ Défectueux /Non qualifié/ Qualifié	Dataset 100 voitures Naturalistic
SangJo Choi & al. [64] (2014)	L'angle du volant, freinage, accélération et la vitesse.	La classification des actions, la détection des distractions et l'identification des conducteurs	UTDrive + CAN-Bus

D'après le tableau [3.4](#), on observe que plusieurs types de comportement peuvent être détectés en utilisant des capteurs ou les actionneurs d'un véhicule ou les capteurs intégrés dans un Smartphone.

3.4.4 Détection de comportement par K- Means

K-means (ou **K-means** en anglais), également connu sous le nom d'**Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm (ISODATA)**[65], est l'une des méthodes de clustering les plus répandues. Elle peut être considérée comme une méthode d'apprentissage non supervisée de regroupement non hiérarchique visant à regrouper les données « similaires » en clusters.[66]

La détection du comportement du conducteur par **K-means** consiste à connaître l'état précis d'un conducteur en utilisant une image numérique. C'est un sujet assez difficile dû à la variété d'apparences des personnes (corps, bras, tête, yeux ...). Donc, la segmentation est un prétraitement primordial pour la reconnaissance. Elle consiste à éliminer les régions dans l'image qui ne correspondent pas à l'objet d'intérêt. Ainsi, la position de la tête et l'expression faciale sont des indices très importants dans la détection [67].

L'algorithme **K-means** est utilisé pour classer les déterminants du comportement de conduite. en cinq catégories par une méthode d'analyse de regroupement, à savoir normale, ivre, somnolence, distraction et agressif (figure 3.12) [68].

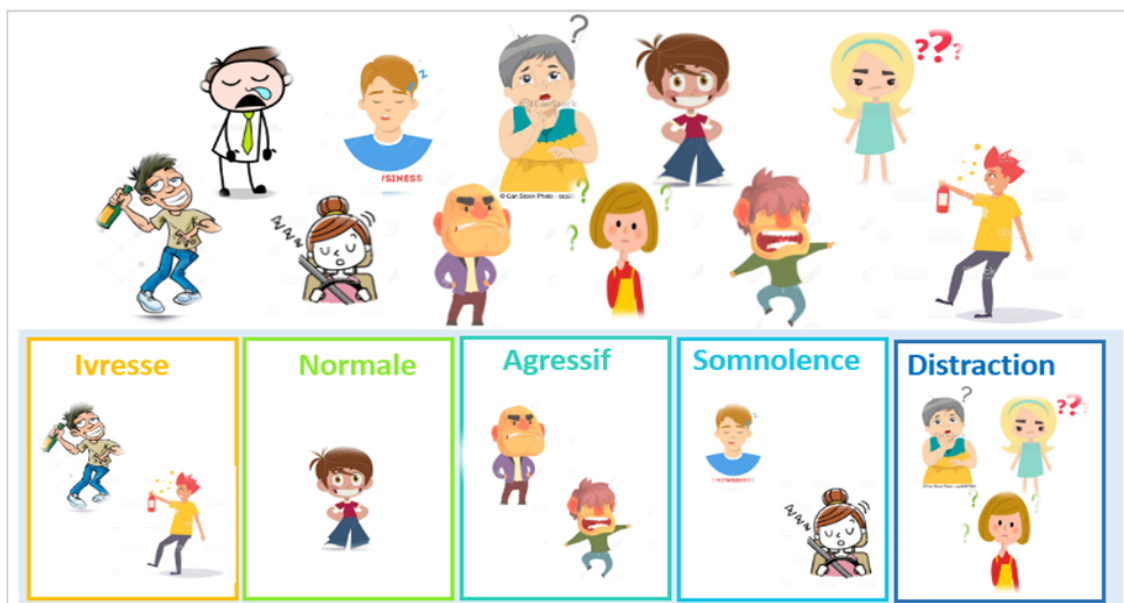


FIGURE 3.12 – Regroupement à base de **K-means**

Le tableau 3.5 présente une description de certaines des études précédentes en termes d'entrées et de sorties.

TABLE 3.5 – Table présente une description **K-means**

Auteur	Entrée	Sorties	Divers
E. G. Mantouka & al. [69] (2019).	Accélération ou décélération	Distraction, agressif ou non agressif.	Dataset utilisé contient plus de 10 000 trajets de 129 conducteurs.
J.Wang & al. [70] (2009)	Angle d'appui sur la pédale d'accélérateur et de freins.	Prudent, normal et agressif	-
Rizwana Kalsoom & al. [71] (2013)	Les virages, fréquence de freinage, le nombre de klaxons, la vitesse moyenne, la vitesse maximale.	Conduite lente, normale et rapide.	-
Ravi Bhoraskar. [72] (2012)	GPS, accéléromètres et caméras sur le bord de la route, magnétomètre, Smartphone.	Détection du freinage	-

Le tableau 3.5 donne un indice par le nombre de classes à détecter sur la difficulté d'utiliser le **K-means** pour des systèmes temps réels. Il sert généralement comme un système efficace de classement off-line pour servir d'autres études.

3.4.5 Détection de comportement par logique floue

La **logique floue** (ou Fuzzy Logic en anglais) est une extension de la logique classique (booléenne) qui permet la modélisation des imperfections des données et se rapproche dans une certaine mesure de la flexibilité du raisonnement humain (au lieu d'être vrai ou faux - sont des réels entre 0 et 1) [73].

Un des intérêts de la **logique floue** pour formaliser le raisonnement humain est que les règles sont énoncées en langage naturel. Intuitivement, il est estimé par le cerveau de manière approximative, correspondant ainsi au degré de vérification d'une condition de la logique floue [74].

Un système d'inférence floue est un système composé de trois grosses briques : la fuzzification, le moteur d'inférence et la défuzzification (Figure 3.13).

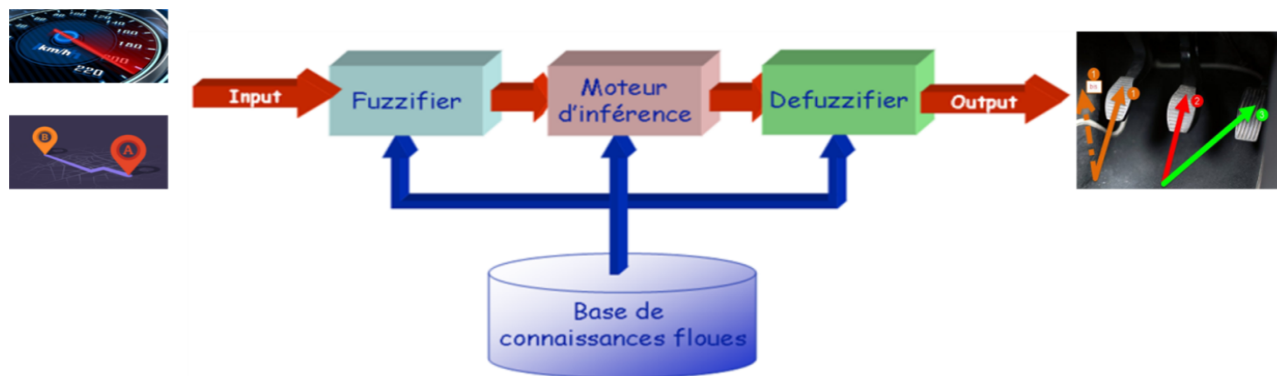


FIGURE 3.13 – Système d’inférence floue

Il est intuitif d’utiliser la logique floue pour modéliser le comportement de conduite, en particulier dans le contexte des manœuvres de conduite.

Le tableau 3.6 illustre les règles floues d’un exemple de modèle flou [53] pour réaliser la caractérisation semi-structurée du comportement de conduite.

TABLE 3.6 – Règles de caractérisation du comportement de conduite

Si l’écart est	Si l’appui sur la pédale d’accélérateur STD est	Si l’appui sur la pédale de frein STD est	L’index du conducteur est
Faible	Faible	Faible	Moins agressive
Haut	Faible	Faible	Prudente
Faible	Haut	Faible	Agressive
Faible	Faible	Haut	Agressive
Faible	Haut	Haut	Agressive
Haut	Haut	Haut	Moins agressive
Haut	Faible	Haut	Prudente
Haut	Haut	Faible	Moins agressive

Certains systèmes de détection peuvent distinguer entre le freinage d’urgence et le freinage simplement fort et d’autres systèmes utilisent comme paramètres la vitesse, la position ou l’accélération.

Le tableau 3.7 présente les principaux paramètres de quelques travaux utilisant la logique floue.

TABLE 3.7 – Travaux à base de logique floue

Auteur	Entrée	Sorties
Shou-Tao Li & al. [75] (2009)	Appui sur la pédale et l'événement de freinage.	Le freinage d'urgence ou freinage simplement fort
Christian G & al. [76] (2012)	GPS, freinage, accélérateur et direction.	Agressif ou non
Lireza Khodayari & al. [77] (2011)	Vitesse, d'accélération et de distance	Prédire le prochain action du véhicule.
German Castignani & al. [78] (2013)	Accéléromètre, l'du Smartphone, vitesse et GPS.	Normale, modérée et agressive.
G. Castignani & al. [79] (2015)	Smartphone (accéléromètre, magnétiques),GPS.	Conduite agressif (accélérations brusques, les freinages brusques et direction agressifs).
G. Castignani & al. [79] (2015)	Accéléromètre, gyroscope, GPS et détecteur de gravité	Détecter les manœuvres de conduite à risque, conduite normal ou agressif

3.5 Comparaison et discussions sur les méthodes utilisées pour la détection

Le tableau 3.8 présente une comparaison entre les techniques mentionnées précédemment. Les réseaux de neurones NN sont considérés comme l'une des méthodes de classification les plus efficaces grâce à leur rapidité et leur efficacité, la précision de ce modèle est très élevée et les performances sont excellentes en temps réel. Mais apprentissage lent et il n'y a pas de méthode unifiée réalisable pour ajuster les paramètres [80]. Les modèles de Markov cachés HMM ont une précision de modèle très élevée, de très bonnes performances en temps réel. Mais cela présente des inconvénients : le choix a priori de la typologie des modèles (nombre d'états, ...) et dégradation des performances si l'apprentissage n'est pas suffisant [81]. La méthode K-means a de très bonnes performances en temps réel, la précision du modèle est élevée. Mais le nombre d'objets k est fixé au début, ce qui influence les résultats, Sa sensibilité aux éléments marginaux [82]. La logique floue a une précision de modèle élevée, d'excellentes performances en temps réel et est appliquée dans de nom-

breux domaines : reconnaissance vocale, contrôle d'unité arithmétique et micro-ordinateurs, etc. Malgré tout ça la cohérence des inférences non garantie a priori (apparition de règles d'inférence contradictoires possible) et la précision du réglage souvent peu élevée [83].

TABLE 3.8 – Caractéristiques des cinq méthodes de classification du comportement du conducteur

Méthode	Précision du modèle	Performances en temps réel	Inconvénients	Avantages
NN	Très haute	Excellente	Il n'y a pas de méthode unifiée réalisable pour ajuster les paramètres mais généralement des ajustements subjectifs basés sur les résultats de simulation.	Traitement rapide et efficace. La possibilité de combiner ce type d'algorithme avec d'autres méthodes aux d'erreur très élevé.
HMM	Très haute	Très bonne	Il n'est pas adapté au système de prévision à long terme et nécessite une hypothèse artificielle pour la distribution de séquence des états actuels.	Base mathématique solide pour comprendre son fonctionnement, reconnaissance réalisée par simple calcul de probabilité et décision globale sans obligation d'utiliser des seuils.
K-means	Haute	Très bonne	Ensemble non optimal de clusters (k est fixé au début), Manque de cohérence, Effet uniforme, Limitation des calculs, problèmes de prédiction.	Complexité linéaire, facile, convergence rapide et adaptation à de larges bases de données.
Logique floue	Haute	Excellente	Étant donné que les règles floues sont formulées sur la base de connaissances à priori, les résultats de la simulation peuvent diverger des valeurs réelles et la précision du réglage souvent peu élevée.	La non-nécessité d'une modélisation (cependant, il peut être utile de disposer d'un modèle convenable) et la possibilité d'implanter des connaissances (linguistiques) de l'opérateur de processus.

3.6 Conclusion

Ce chapitre présente brièvement certaines méthodes de détection des comportements des conducteurs. Néanmoins, il existe d'autres techniques que nous n'avons pas mentionnées, telles que les algorithmes génétiques et l'apprentissage par renforcement, Algorithme de k plus proches voisins, [Support Vector Machine \(SVM\)](#) et filtre de kalman, etc.

Chaque méthode présente des avantages et des inconvénients malgré le grand intérêt porté aux techniques à base de Smartphone et celles d'intelligence artificielle.

Dans le chapitre suivant, nous allons décrire et simuler notre protocole, proposé pour détecter le comportement normal et anormal du conducteur dans les réseaux [VANET](#).

CHAPITRE 4

LA DÉTECTION DE COMPORTEMENT D'UN CONDUCTEUR :NOTRE CONTRIBUTION

Sommaire

4.1	Introduction	39
4.2	Présentation des réseaux VANET	40
4.2.1	Structure d'un réseau VANET	40
4.3	La détection de comportement d'un conducteur par échange des messages « VanetExM » : (Notre contribution)	44
4.4	Description de la technique	44
4.5	Evaluation des performances	52
4.5.1	Paramètres de simulation	53
4.5.2	Taux de véhicules anormaux détectés	53
4.5.3	Le nombre d'avertissement générés	54
4.5.4	Nombre de véhicules qui ont réagi	55
4.5.5	Taux faux positif	56
4.6	Conclusion	57

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous essayons de proposer une nouvelle technique de détection de comportement des conducteurs en se basant sur les communications inter-véhiculaires. Pour cela, nous tentons de développer un protocole qui exploite l'échange des messages périodiques entre les véhicules afin de détecter en temps réel l'état du conducteur anormal,

les manipulations risquées et les styles de conduite particulièrement dangereux .

Donc, pour mieux comprendre tous les aspects de cette technique, nous allons tout d'abord présenter les réseaux **VANET** et leur architecture. Puis, on va détailler les procédures de notre contribution. Les performances de l'approche proposée sont évaluées en variant plusieurs paramètres et en utilisant deux modèles de mobilités Freeway et Manhattan.

4.2 Présentation des réseaux **VANET**

Les réseaux ad hoc de véhicules (**VANET**) sont considéré comme une application des réseaux mobiles ad hoc (**Mobile Ad Hoc Network (MANET)**), qui utilisent la communication dédiée à courte portée (**Dedicated Short Range Communications (DSRC)**) pour permettre aux véhicules à proximité de communiquer entre eux ou de communiquer avec des équipements routiers [85]. Cela permet d'améliorer la sécurité routière et d'augmenter le confort des usagers de la route.

4.2.1 Structure d'un réseau **VANET**

Dans un réseau **VANET** les différents nœuds composant le réseau utilisent une technologie sans fil pour communiquer. Dans ce qui suit, nous décrivons les entités, les types de communication et les types de messages échangés dans les réseaux véhiculaires.

4.2.1.1 Les entités du réseau

Les **VANET** comprennent deux types d'entités communicantes : les véhicules et les, équipements installés au bord de la route (**Road Side Unit Road Side Unit (RSU)**) (voir figure 4.1)

L'élément clé de ce réseau sont les véhicules intelligents. Ces derniers sont équipés d'une unité embarquée (**On Board Unit (OBU)**) qui peut enregistrer, calculer, localiser et envoyer des messages sur une interface réseau. On trouve aussi dans ce réseau les **RSUs** installés au bord de la route. Ces unités peuvent diffuser des notifications informer les véhicules à proximité, par exemple, de l'état de la circulation et des conditions météorologiques ou des renseignements précis sur la route, tels que les limites de vitesse maximales et l'autorisation de dépassement. Les **RSUs** peuvent également jouer le rôle de stations de base relayant les informations envoyées par les véhicules [86].

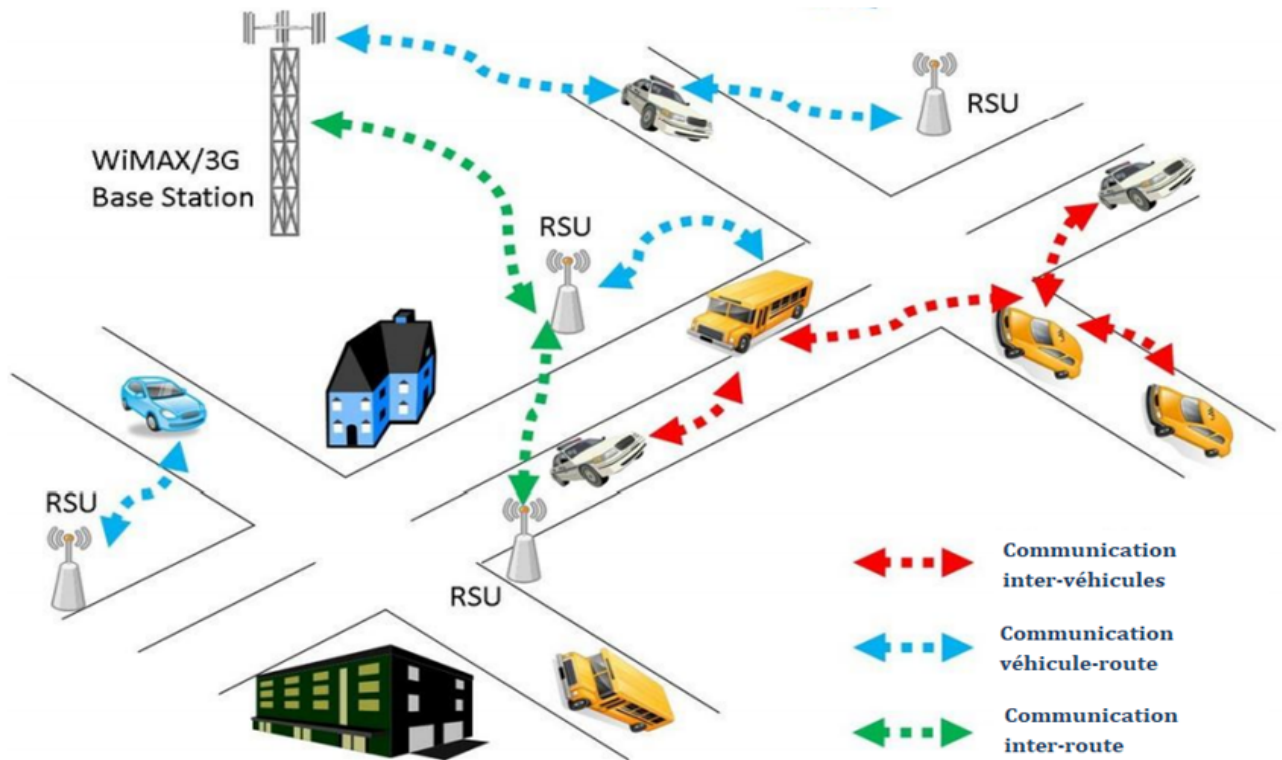


FIGURE 4.1 – Les types de communication dans les réseau

4.2.1.2 Types de communications

Dans les réseaux véhiculaires, on trouve trois types de communication [87] :

- **Communication inter-véhicules :**
Ceci est également connu sous le nom de communication de véhicule à véhicule (V2V). Dans ce cas le réseau est équivalent à un réseau ad hoc pur où les véhicules communiquent entre eux sans support d'infrastructure.
- **Communication véhicule-route :**
Ceci est également connu sous le nom de communication véhicule-infrastructure (V2I). Dans cette catégorie, les véhicules peuvent utiliser Road Side Unit installé au bord de la route, des passerelles cellulaires et des points d'accès au réseau local sans fil pour se connecter à Internet et activer les applications véhiculaires.
- **Hybride :**
La combinaison des deux premiers types de communication fournit une architecture hybride intéressante. En effet, étant donné que la couverture de l'infrastructure est limitée, l'utilisation de véhicules comme relais peut contribuer à étendre la couverture. En outre, à des fins économiques, l'utilisation de véhicules peut réduire le déploiement d'un grand nombre de RSUs. Cependant, les communications inter-véhicules souffrent

de problèmes de routage pendant la transmission sur de longues distances. Dans de telles situations, l'accès à l'infrastructure peut améliorer les performances du réseau. On remarque ainsi la complémentarité des deux types de communication et l'importance d'une architecture hybride.

Ces communications se font par un échange de messages dont le type dépend de l'application.

4.2.1.3 Types de messages

Selon le type d'application et le contexte, un véhicule peut envoyer ou recevoir un message de sécurité, un message d'alerte ou un autre type de message (de données par exemple). Les principaux messages définis par les standards sont :

1. Message de safety :

Un message de sécurité est généré à intervalles réguliers. Typiquement, chaque véhicule diffuse un message de sécurité toutes les 100 ms [88]. Ce message, également appelé balise, contient la position, la vitesse et la direction du véhicule. Grâce à ces messages de safety, chaque véhicule peut créer une vue locale de son entourage. Il peut également prévoir et anticiper les situations dangereuses ou les embouteillages.

Ces messages sont standardisés et appelés **BSM** dans la norme IEEE et (**CAM/Decentralized Environmental Notification Message (DENM)**) dans la norme l'UE ETSI.

- **CAM :**

Les **CAM** sont des messages échangés dans les systèmes **Intelligent Transport System (ITS)** [89] (Intelligent Transport System) entre les **ITS** pour créer et maintenir une conscience mutuelle et pour soutenir la performance coopérative des véhicules utilisant les réseaux routiers. La figure 4.2 montre le format de ce message.

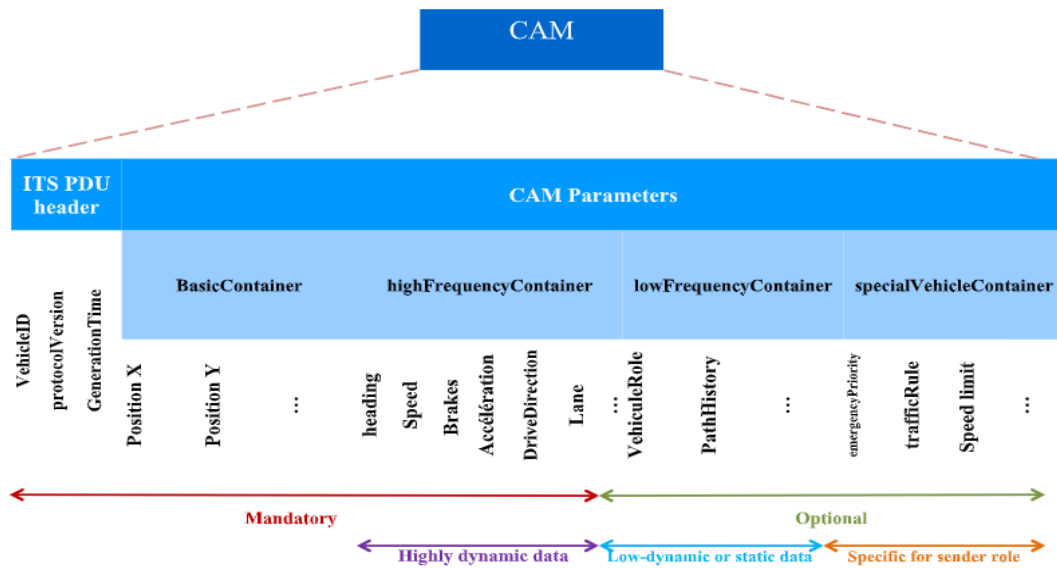


FIGURE 4.2 – Format de paquet CAM

- BSM :

DSRC (Dedicated Short Range Communications standard) définit quinze types de messages qui sont utilisés pour la communication dans les VANETs [90]. Le BSM est un type important parmi les quinze qui est utilisé par les applications de sécurité V2V [91]. La figure 4.3 montre le format standard de ce message.

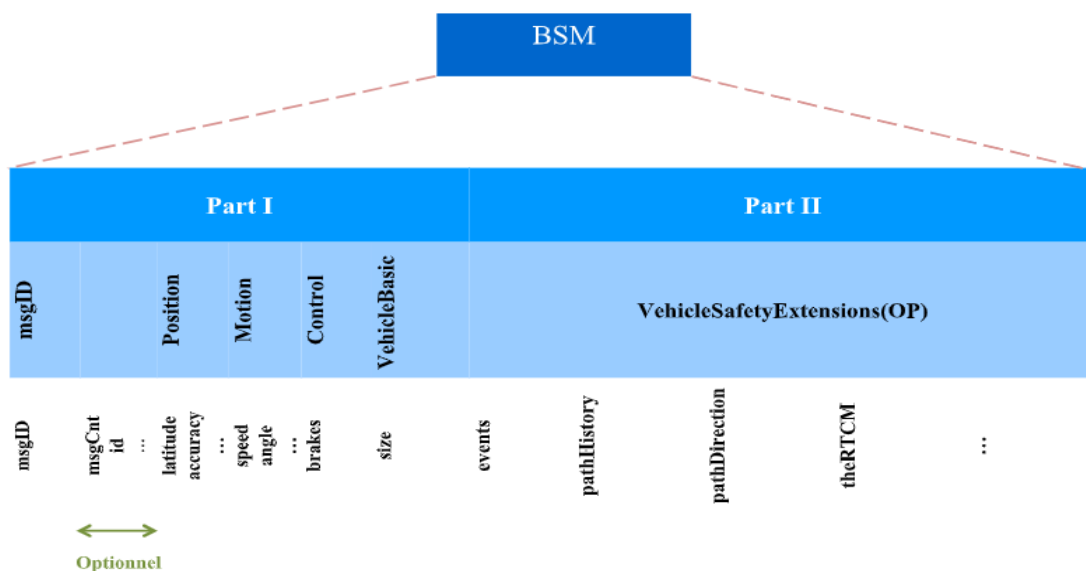


FIGURE 4.3 – Format de paquet BSM

2. Message d'alerte :

Un message d'alerte est généré lorsqu'un événement est détecté comme la détection d'un accident ou d'un obstacle. L'alerte doit ensuite être transmise à intervalles réguliers afin d'en assurer la pérennité.

- **DENM :**

DENM est le message d'alerte dans le standard européen [European Telecommunications Standards Institute \(ETSI\)](#) [92]. Il est principalement envoyé par les applications **ITS** afin d'alerter les utilisateurs de la route de tout événement détecté.

3. Autres messages :

Ce type inclut tous les messages qui ne sont ni des messages de sécurité ni d'alerte. Ces messages ne sont généralement pas répétés à intervalles réguliers tels que les messages de données.

4.3 La détection de comportement d'un conducteur par échange des messages « **VanetExM** » : (Notre contribution)

Les réseaux **VANET** sont déployés principalement pour augmenter la sécurité des usagers de la route. Un des aspects de la sécurité consiste à détecter le comportement et l'état d'un conducteur. Comme vu auparavant, les techniques utilisées sont plusieurs. Dans ce travail nous essayons d'exploiter les communications inter-véhiculaires et particulièrement les messages périodiques (**CAM** et **BSM**) afin de construire un état sur chaque véhicule et détecter ainsi le style de conduite et les comportements dangereux. Ainsi, par l'exploitation des informations contenues dans ces messages, il est possible de deviner l'état du conducteur à partir de sa vitesse, son accélération, son changement fréquent de voie, etc.

4.4 Description de la technique

Nous considérons que notre réseau **VANET** se compose de nœuds qui communiquent entre eux en utilisant le type **V2V** en mode Adhoc. Chaque véhicule envoie périodiquement un message de type **CAM** toutes les « Δ » millisecondes $\Delta t \in [100 \text{ ms}, 1000 \text{ ms}]$ càd avec une fréquence allant de 1Hz à 10Hz. Ce message contient des informations sur le véhicule telles que sa position et sa vitesse.

Après la réception de ces messages, un traitement se fait par chaque véhicule individuellement pour déterminer le comportement de chaque conducteur voisin. Il est à noter que nous avons évité d'utiliser les jugements des autres pour des raisons de sécurité afin d'éviter les attaques collaboratives qui auront des conséquences graves.

L'idée de base consiste à calculer d'écart entre la vitesse actuelle et la vitesse moyenne d'un véhicule. Ces deux informations doivent être incluses dans le message CAM et puisque la vitesse moyenne n'existe pas dans le message standard. Donc, il est impératif de le modifier afin qu'il réponde aux exigences du protocole comme le montre la figure 4.4.

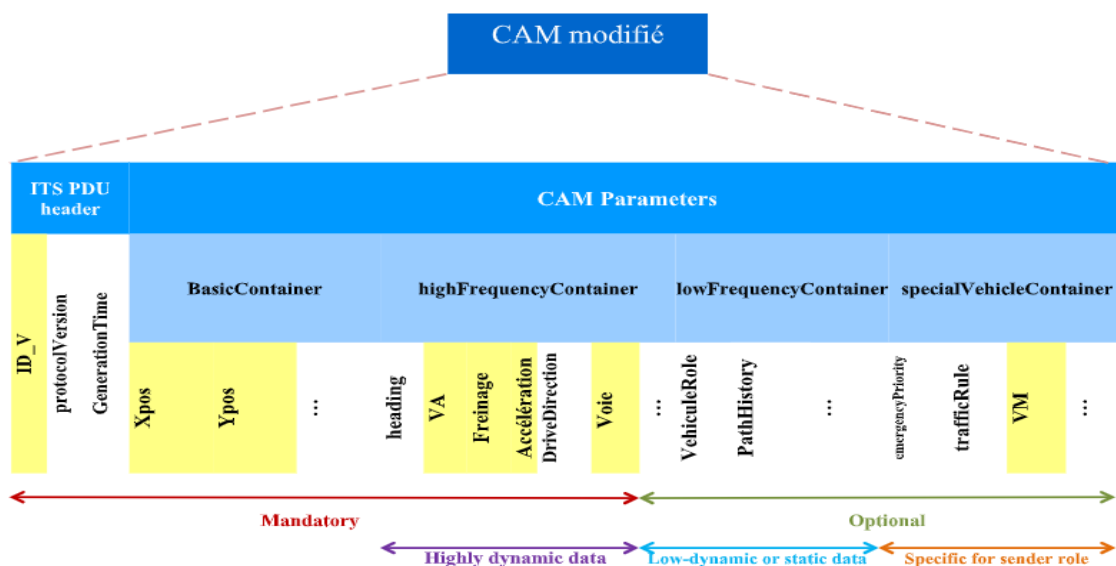


FIGURE 4.4 – Le format du CAM Modifié

La taille du champ VM est 16 bits. Les autres champs utilisés dans notre protocole sont :

- **ID_V** : l'identité de la source.
- **Xpos, Ypos** : la position de la source.
- **VA** : la vitesse actuelle de la source.
- **VM** : la vitesse moyenne d'un véhicule sur chaque voie durant une période T.
- **Voie** : type de voie (Lente, Moyenne, Rapide, Ville).
- **Freinage** : indicateur de freinage.
- **Accélération** : indicateur d'accélération.

Pour l'inclure dans le message CAM, chaque véhicule calcule sa vitesse moyenne en utilisant pour des périodes courtes l'équation suivante :

$$VM = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N Vi$$

Mais dans le cas où la période est grande, il est préférable d'utiliser la moyenne pondérée en utilisant l'équation suivante où $\alpha \in [0, 1]$:

$$VM_{(\Delta t+1)} = \alpha VM_{(\Delta t)} + (1 - \alpha)VA_{(\Delta t+1)}$$

Sachant que chaque conducteur a un style de conduite propre à lui qui diffère selon les situations, donc, on a choisi d'insérer pour chaque type de voie dans une autoroute et aussi pour un environnement urbain, la vitesse moyenne VM associée. Pour des raisons de simplicité, on a limité le nombre de voies à trois. Ainsi, on a quatre vitesses intégrées dans le message associées à (L (00), M (01), R (10), V(11)) avec : 'L' est « la voie lente », 'M' est « la voie moyenne », 'R' est « la voie rapide » et V est « ville ».

Chaque nœud recevant un message CAM « BSM » exécute VanetExM (voir figure 4.4). Ainsi, chaque véhicule compare la vitesse actuelle avec les vitesses limites de chaque voie ça est représenté sur la figure 4.5 **Phase 1** on prend un exemple la voiture (A).

Algorithm 1: Algorithme VanetExM

```

Algorithme VanetExM() :
  Voie : char (L, M, R, V);
  IDV : Entier;
  VA, VM : Long;
  PosX, PosY : Float;
  Freinage, Accélération : Booléen
  Début
  1. while véhicule reçoit CAM message de ses voisins i do
    2. if Voie = 'L' then
      3. if (VA > 40) then
        | 3.1a Avertissement (IDV, VA, 'A'); // « IDV »,
      end
      else
        | 3.2a Détection (IDV, VA, VM, Freinage, Accélération, PosX);
      end
    end
    else
      4 if Voie = 'M' then
        5 if ((VA < 40) || (VA > 80)) then
          | 5.1a Avertissement (IDV, VA, 'A');
        end
        else
          | 5.2a Détection (IDV, VA, VM, Freinage, Accélération, PosX);
        end
      end
    else
      6 if Voie = 'R' then
        7 if ((VA < 80) and (VA > 200)) then
          | 7.1a Avertissement (IDV, VA, 'A');
        end
        else
          | 7.2a Détection (IDV, VA, VM, Freinage, Accélération, PosX);
        end
      end
    else
      8 if Voie = 'V' then
        9 if VA > 60 then
          | 9.1a Avertissement (IDV, VA, 'A');
        end
        else
          | 9.2a Détection (IDV, VA, VM, Freinage, Accélération, PosX);
        end
      end
    end
  end

```

Algorithm 2: Procédure Détection

Procédure *Détection* :

Entrées :

ID_V : entier ;

VA, VM : Long ;

Freinage, Accélération : Booléen ;

PosX : Float ;

Début

Déviation (ID_V , PosX) ;

Actions (ID_V , Freinage, Accélération) ;

Test de comportement (VA, VM, Dév, Acte_{anormal}) ;

Si la vitesse actuelle d'un véhicule dépasse les limites de chaque voie, la fonction **Avertissement** () (voir l'algorithme 3) est appelée pour informer le conducteur, par envoi de message, qu'il doit basculer vers la voie appropriée en fonction de sa vitesse actuelle comme se représente sur la figure 4.5 **Phase 2**.

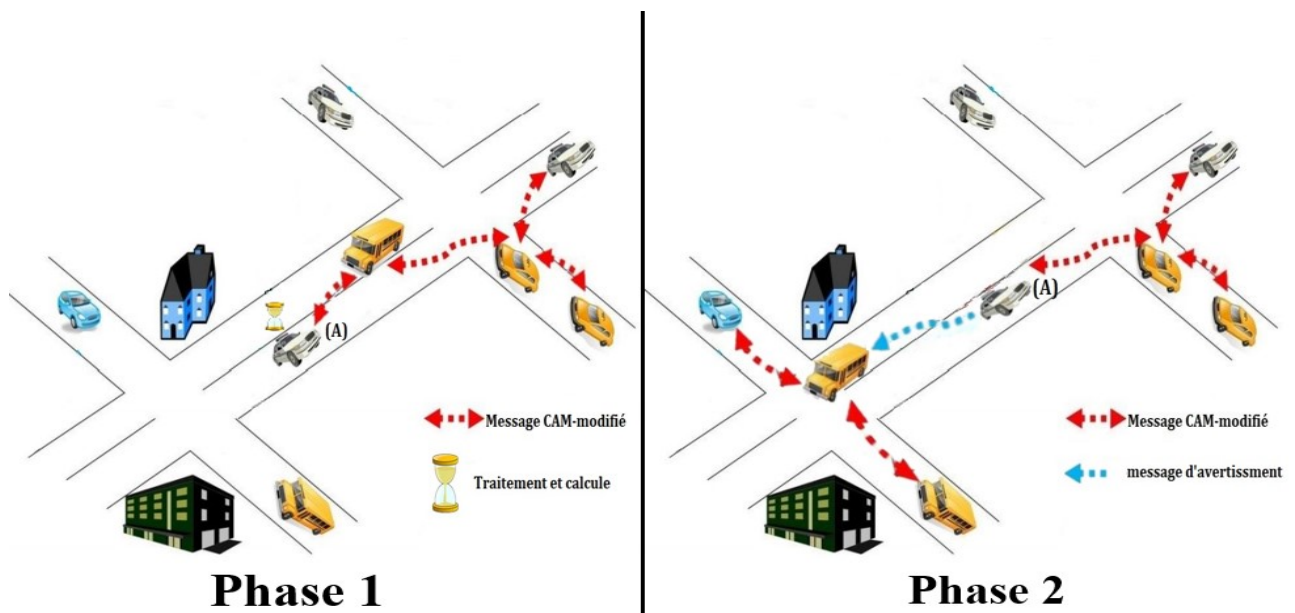


FIGURE 4.5 – Exemple sur l'exécution du protocole

Algorithm 3: Procédure Avertissement

Procédure Avertissement() :

Entrées :

ID_V : entier;

VA : Long;

Type : char

Début

1. **if** *Type* = 'A' **then**

 2. **if** ($0 < VA < 40$) **then**

 2.1 **Send** (ID_V , « Vous devez changer votre voie vers la lente »);

end

else

 3. **if** $40 < VA < 80$ **then**

 3.1 **Send** (ID_V , « Vous devez changer votre voie vers la moyenne »);

end

else

 4. **Send** (ID_V , « Vous devez changer votre voie vers la rapide »);

end

end

end

else

 5. **Send** (ID_V , « Vous etes dans la ville votre vitesse ne doit pas dépasser 60 km/h »);

end

Dans le cas où la vitesse est dans les limites spécifiées, il est impératif de déterminer le comportement du conducteur en exécutant la procédure **Test de comportement ()** comme illustré dans l'algorithme 4.

Algorithm 4: Procédure Test de comportement

Procédure *Test de comportement* :

Entrées :

Freinage : Booléen;

VA, VM : Long;

Acte_{anormal} : Booléen

Dév : Booléen

Début

```

1. if  $|VA - VM| > \text{seuil}$  then
    | 2. if  $(VA < VM)$  and  $(Acte_{anormal} = true)$  then
    | | 2.1 Affiche (« Le véhicule »; IDV; « son conducteur peut être somnolant ou fatigué »);
    | | end
    | else
    | | 3. if  $(VA > VM)$  and  $(Dév = vrai)$  then
    | | | 3.a Affiche (« Le véhicule »; IDV, « « son conducteur peut être ivre » »);
    | | | end
    | | | else
    | | | | 3. if  $(VA > VM)$  and  $(Acte_{anormal} = true)$  then
    | | | | | 3.b Affiche (« Le véhicule »; IDV; « son conducteur a un comportement agressif »);
    | | | | | end
    | | | | end
    | | | end
    | | end
    | end
end
else
    | 5. Affiche (« Le véhicule »; IDV; « son conducteur a un comportement normal »);
end

```

Dans cette procédure, l'écart entre la vitesse moyenne et la vitesse actuelle est calculée en utilisant l'équation suivante :

$$\delta = |VA - VM|$$

Si cet écart ne dépasse pas un seuil (δ seuil), le comportement du conducteur est considéré comme normal sinon on procède à la vérification des vitesses comme suit : Si $VA < VM$, cela, signifie que la vitesse du conducteur est inférieure à celle habitée, ce que reflète un comportement suspect. Pour avoir une conclusion précise on a exécuté les fonctions **Action()** (voir l'algorithme 5) et **Déviatiion()** (voir l'algorithme 6).

Algorithm 5: Fonction Action

Fonction *Actions* :

Entrées :

ID_V : Entier ;

Freinage, Accélération : Booléen ;

Sorties :

Acte_{anormal} : Booléen

Début

1. **if** ((*fréquence Freinage = high*) || (*fréquence Accélération = high*)) **then**

 | Acte_{anormal} = Vrai ;

end

Algorithm 6: Fonction Déviation

Fonction *Déviaton* :

Entrées :

ID_V : Entier ;

X : Float ;

Sorties :

Dév : Booléen

Début

1. **if** (ΔX est grand) **then**

 | Dév = Vrai ;

end

Avec un résultat vrai de ces fonctions, on peut conclure que le conducteur est soit fatigué ou ivre ou il a un comportement agressif.

Dans certain cas l'augmentation de la vitesse peut être due à une situation liée à la circulation (« dépassement, déviation, etc.) ou à un état d'ivresse qui indique un comportement agressif. Pour cela la procédure **Déviaton** () une fois exécutée donne une idée si la déviation n'est pas normal quand le (Δ position X) dépasse un seuil on considère-le comme ivre (voir l'algorithme 6).

Discussion sur le protocole

Les performances de notre protocole sont affectées par deux facteurs :

1. La période (T) :

La période d'échange des messages est de l'ordre de milliseconde ce qui est relativement très petite par rapport au temps de la réflexion humaine. Donc, afin de détecter le comportement d'un individu, il faut l'étudier sur une période de quelques secondes et de sauvegarder les dans une base de données l'historique de son comportement.

Alors la période 'T' = $K\Delta t$ (Δt : temps entre deux messages) a une influence importante

sur la détection. Pour K petite, la détection est inexacte et les résultats sont imprécis et quand K est relativement grande, les résultats sont plus satisfaisants avec une détection plus précise, mais au détriment d'une réaction instantanée (en temps réel).

2. **L'accélération $a(t)$:**

L'accélération peut refléter une agressivité dans la conduite, Par exemple, une accélération élevée dans une période courte peut être traduite comme étant un comportement imprudent qui nécessite de produire un avertissement. Le tableau 4.6 montre les différents cas possibles.

Durée \ Accélération $a(t)$	Durée		
	Petit	Grand	
Petite	Comportement normal	Les voisins ont le même comportement	Les voisins ont un comportement différent
		Comportement normal	Comportement anormal
Élevée	Comportement agressif	Comportement normal	

FIGURE 4.6 – Effets des différents cas d'accélération.

4.5 Evaluation des performances

Afin d'évaluer les performances de notre protocole « **VanetExM** », nous avons choisi de le simuler en utilisant ns2. Pour cela, nous avons choisi les deux modèles de mobilité suivants :

1. **Freeway**

C'est un modèle qui comprend une seule autoroute composée de trois voies :

- (a) Une lente définie par le caractère 'L' avec des limites de vitesses comprises entre [0-40] km/h.
- (b) Une moyenne définie par le caractère 'M' avec des limites comprises entre [40-80] km/h.
- (c) Une voie rapide définie par le caractère 'R' avec des limites comprises entre [80-200] km/h.

Après la phase d'initialisation, la vitesse de chaque véhicule (nœud) suit cette formule :

$$\mathbf{V}(\mathbf{t} + 1) = |\mathbf{V}(\mathbf{t}) + \mathbf{random0} \times \mathbf{a}(\mathbf{t})|$$

2. Manhattan

Il s'agit également d'un modèle introduit dans [92] pour simuler un environnement urbain. Avant de démarrer une simulation, une carte contenant des routes verticales et horizontales est générée. Chacun de ces derniers comprend deux voies avec des vitesses comprises entre 0 et 60 km/h, permettant le mouvement dans les deux sens (nord/sud pour les routes verticales et est/ouest pour les routes horizontales).

4.5.1 Paramètres de simulation

Nous avons choisi deux scénarios un utilisant le modèle urbain et l'autre le modèle freeway. Les autres paramètres de simulation sont décrits dans les tableaux ci-dessous 4.7 :

Paramètre	Scenario 1	Scenario 2
Type de canal	Channel/WirelessChannel	Channel/WirelessChannel
Type MAC	Mac/802_11p	Mac/802_11p
Portée de transmission	250 m	250 m
Modèle de mobilité	Freeway	Manhattan
Nombre de nœuds	[5 - 40]	[5 - 40]
Longueur de la route	1.1 km	-
Taille du paquet	512 bytes	512 bytes
Temps de simulation	100 seconds	100 seconds
Nombre d'intersection	-	3*3

FIGURE 4.7 – Les paramètres de simulation

4.5.2 Taux de véhicules anormaux détectés

Dans La figure 4.8, Nous présentons le taux de véhicules anormaux détectés en fonction du nombre de véhicules.

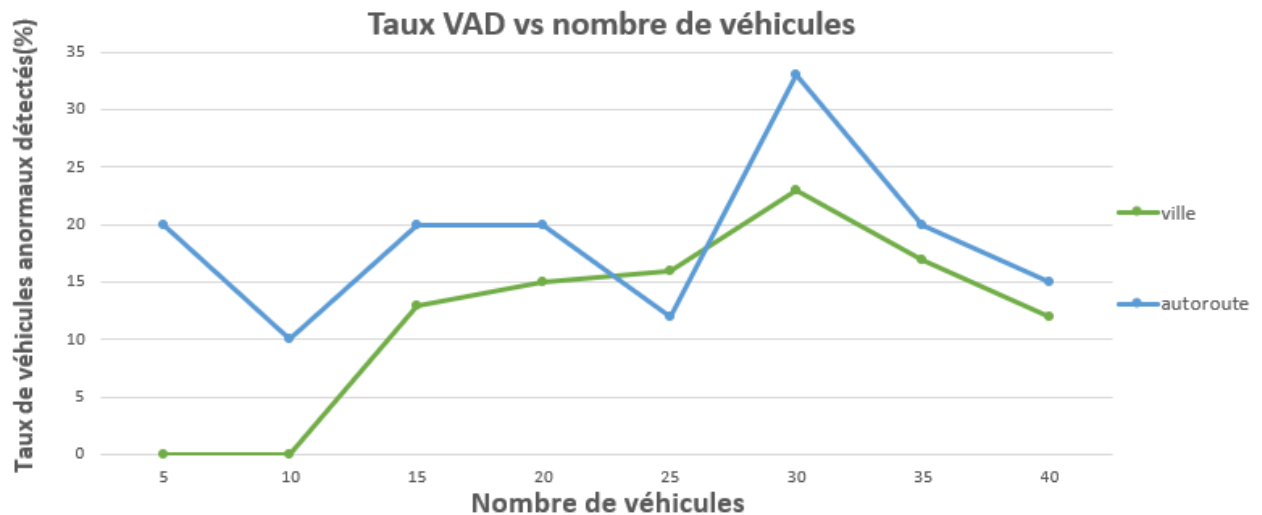


FIGURE 4.8 – Taux de véhicules anormaux détectés

De cette figure, on observe que le taux de véhicules anormaux détectés augmente avec l'augmentation du nombre de nœuds. Cela peut être expliqué, de façon générale, par le fait que dans un réseau dense, on a plus de voisins et par conséquent, on reçoit plus de messages aidant à augmenter le taux de la détection. Mais, avec une densité de 25 véhicules, on aperçoit qu'il y a une diminution de ce taux, ce qui peut être dû à des pertes de paquets liées à la nature du support sans fil ou à l'emplacement de certains nœuds isolés par exemple.

4.5.3 Le nombre d'avertissement générés

La figure 4.9 illustre les performances du nombre d'avertissement générés par rapport au nombre de véhicule.

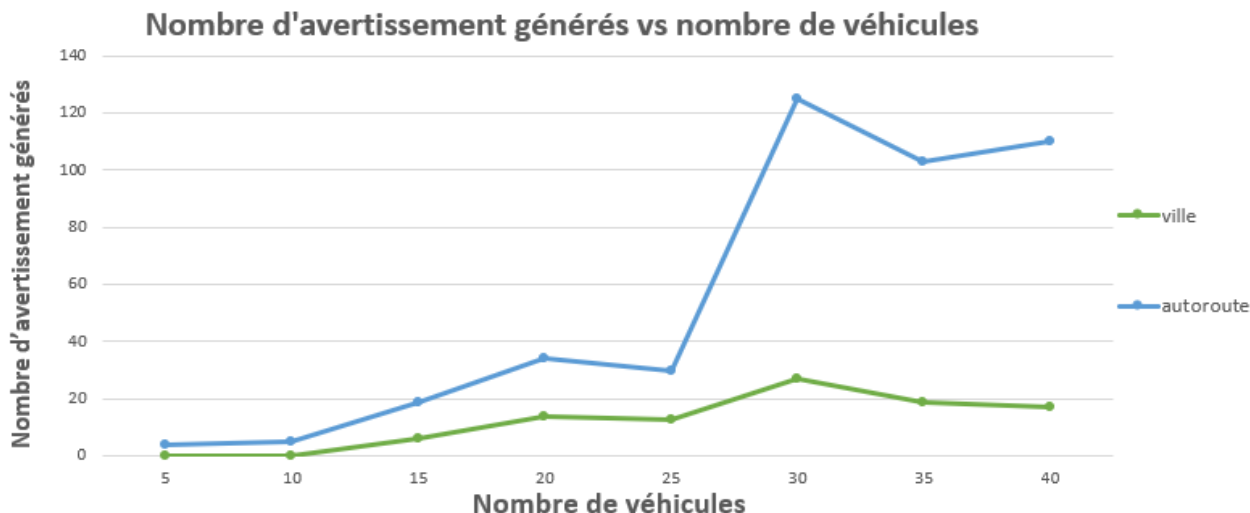


FIGURE 4.9 – Nombre d'avertissement

On peut observer pour les deux modèles (Manhattan et Freeway) que le nombre d'avertissement générés augmente avec l'augmentation du nombre de nœuds. Le nombre d'alerte atteint un maximum de 125 dans l'autoroute, et en milieu urbain, il atteint 27 alertes. Nous attribuons cette augmentation au fait qu'avec l'augmentation du nombre de nœuds dans le réseau, il y aura plus de voisins. Donc, chaque nœud va détecter, dans le cas normal, tous les véhicules anormaux dans sa portée, et cela explique l'augmentation du nombre d'alerte. En plus, nous remarquons que le nombre de messages augmente en autoroute plus que dans la ville, car dans un milieu urbain, la déconnexion est fréquente puisqu'il y a plus d'obstacles et de changements de direction, chose qui diminue le taux de messages correctement reçus.

4.5.4 Nombre de véhicules qui ont réagi

La génération d'un avertissement dans le cas normal, doit être suivie par une action corrective de la situation. La Figure 4.10 représente le nombre de véhicule qui ont réagi après un avertissement en fonction du nombre de véhicules.

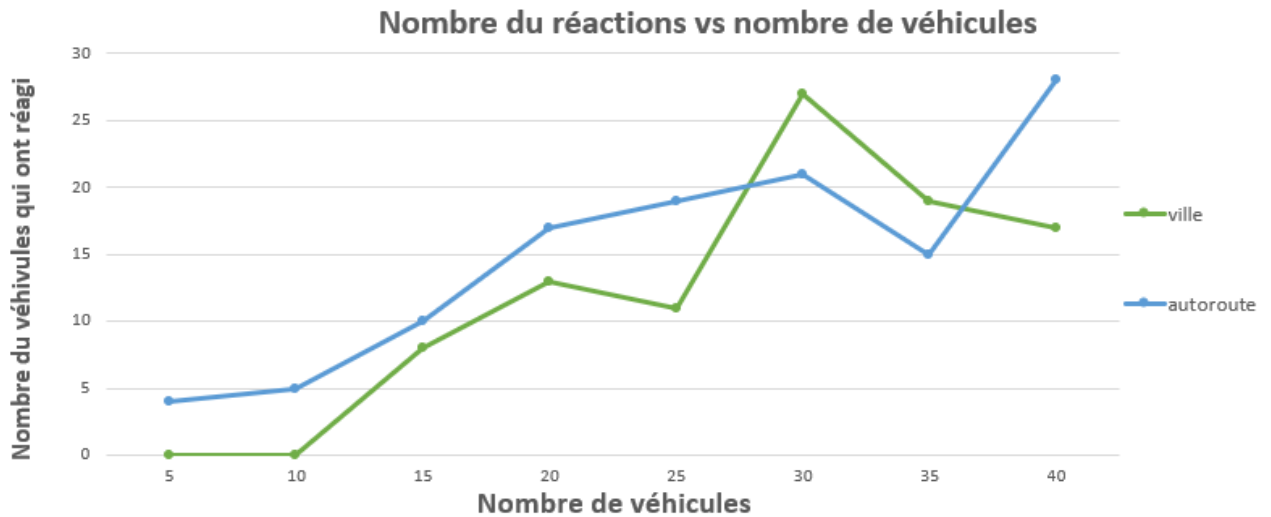


FIGURE 4.10 – Nombre de réactions

L'allure de la courbe peut avoir la même explication des courbes précédentes. Ainsi, le nombre nœuds anormaux et le nombre de réactions augmentent proportionnellement avec le nombre de nœuds dans le réseau. Par contre, nous justifions la décroissance pour une densité de 25 et 35 par la diminution des nœuds anormaux dans le réseau qui ont réagi après un avertissement dans la durée de simulation.

4.5.5 Taux faux positif

Le taux de faux positif représente les faux avertissements générés

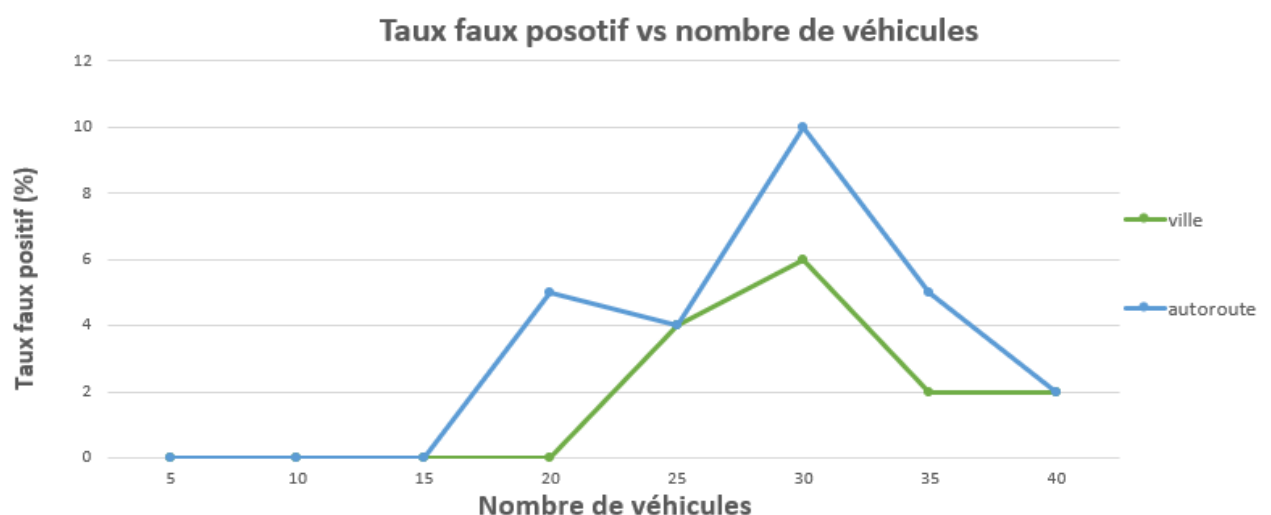


FIGURE 4.11 – Taux faux positif

La figure 4.11 montre que ce taux est compris entre 0% et 10% de l'ensemble des nœuds anormaux signalés. Le taux de faux positif atteint son maximum de 10% quand les nœuds anormaux présentent plus de 20% dans notre réseau ce qui représente 2% de la densité. Donc, l'algorithme est dans l'ensemble très fiable.

4.6 Conclusion

La surveillance et la détection des comportements anormaux des conducteurs sont importantes pour améliorer la sécurité routière et prévenir les accidents. Dans ce contexte et dans ce chapitre, on a présenté notre protocole de détection de comportement du conducteur qui utilise les communications inter-véhiculaires. Cette approche a permis de détecter deux comportements « normal ou anormal » pendant la conduite et de classer le comportement anormal en somnolant, ivre, ou agressif ». Dans le cas d'un comportement anormal, le véhicule génère un message d'avertissement. Les résultats d'évaluation de performance de notre approche dans un environnement urbain ou autoroutier ont démontré la capacité de l'algorithme proposé à déduire le comportement du conducteur en utilisant les lectures de différents capteurs au fil du temps et les messages reçues des autres véhicules. L'approche ne présente qu'un premier pas pour d'autres qui peuvent utiliser l'historique et définir le profil d'un conducteur en utilisant des techniques d'intelligence artificielles.

CHAPITRE 5

CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion Générale

De nos jours, le transport fait partie intégrante de notre vie quotidienne. Nous l'utilisons pour répondre à nos besoins, mais malgré toutes les facilités qu'il nous a offert, les accidents de la route restent l'un de ses plus gros inconvénients, car il occupe la cinquième place dans les causes de décès. C'est pourquoi de nombreux chercheurs et développeurs se sont dirigés vers la recherche des causes de ces accidents et de trouver des moyens pour les réduire. Et ils ont conclu que la principale cause de ces accidents est l'état du conducteur pendant la conduite.

Dans ce travail, nous avons présenté, les causes des accidents de la circulation liés à l'état du conducteur, y compris la fatigue, la somnolence, la distraction. Puis, nous avons présenté les principaux systèmes de détection de comportement du conducteur et ses composantes. Après une revue des différents travaux présentés dans la littérature, nous avons essayé de développer une solution pour réduire les accidents qui permet d'identifier l'état du conducteur, en utilisant les communications inter-véhiculaire. via des messages de sécurité de type [DSRC](#), ça donne le nouveau protocole.

Dans ce protocole, nommé [VanetExM](#), l'échange des messages périodique ([BSM](#) ou [CAM](#)) est exploité pour déterminer le style de conduite. Ainsi, en utilisant des informations contenues dans ces messages comme la vitesse, la position, ou ajoutés comme la vitesse moyenne on peut classer chaque un conducteur et déduire son état (normal, agressif).

Les résultats de la simulation ont montré les bonnes performances de notre protocole.

Ce travail n'est qu'un premier pas qui peut être suivi par plusieurs

- Utiliser l'historique dans le calcul de la vitesse moyenne.
- Définir le style de conduite de chaque conducteur en utilisant des méthodes intelligentes comme les réseaux de neurones (Neural Network [NN](#)).
- Simuler notre protocole en utilisant d'autres modèles de mobilité plus réels.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] *Le parc automobile a dépassé 6,4 millions de véhicules à la fin 2018*, 2019 (accédé 20 February 2020). <http://engineering.purdue.edu/~mark/puthesis>.
- [2] Chouki Sentouh. *Analyse du risque et détection de situations limites : application au développement des systèmes d'alerte au conducteur*. Theses, Université d'Evry-Val d'Essonne, October 2007.
- [3] Nora Belghazi. *Système adaptatif multicritère d'avertissements véhiculaires basé sur le comportement des conducteurs*. 2015.
- [4] Qiong Wang, Jingyu Yang, Mingwu Ren, and Yujie Zheng. Driver fatigue detection : A survey. In *2006 6th World Congress on Intelligent Control and Automation*, volume 2, pages 8587–8591, 2006.
- [5] *Sécurité routière en 2018 : la technologie pour réduire les accidents de la route*, 2018 (accédé 11 Aout 2020).
- [6] *Sécurité Routière : Les 7 Technologies Dont Vous Ne Pourrez Plus Vous Pas*, 2018 (accédé 11 Aout 2020).
- [7] Michael Regan. Driver distraction : Reflections on the past, present and future. *Journal of the Australasian College of Road Safety*, 16(2) :22–33, 2005.
- [8] L. Li, D. Wen, N. Zheng, and L. Shen. Cognitive cars : A new frontier for adas research. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(1) :395–407, 2012.
- [9] Mica R. Endsley. Toward a theory of situation awareness in dynamic systems. *Human Factors*, 37(1) :32–64, 1995.

-
- [10] J. Stutts, D. Reinfurt, L. Staplin, and E. Rodgman. The role of driver distraction in traffic crashes. 2001.
- [11] G. Fitch, S. Soccolich, F. Guo, Julie A. McClafferty, Y. Fang, Rebecca L Olson, Miguel A. Pérez, R. J. Hanowski, J. Hankey, and T. Dingus. The impact of hand-held and hands-free cell phone use on driving performance and safety-critical event risk. 2013.
- [12] Ross Owen Phillips and Fridulv Sagberg. Road accidents caused by sleepy drivers : Update of a norwegian survey. *Accident ; analysis and prevention*, 50 :138—146, January 2013.
- [13] I Borrelli. [safety of professional drivers : literature review about prevention measures linked to sleeping]. *Giornale italiano di medicina del lavoro ed ergonomia*, 29(3 Suppl) :621—622, 2007.
- [14] B. Mandal, L. Li, G. S. Wang, and J. Lin. Towards detection of bus driver fatigue based on robust visual analysis of eye state. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(3) :545–557, 2017.
- [15] Hirokatsu Kataoka, Yutaka Satoh, Yoshimitsu Aoki, Shoko Oikawa, and Yasuhiro Matsui. Temporal and fine-grained pedestrian action recognition on driving recorder database. *Sensors (Switzerland)*, 18(2), February 2018.
- [16] D. Mohan. Analysis of road traffic fatality data for asia. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 9 :1786–1795, 2011.
- [17] Qiang Ji, Zhiwei Zhu, and P. Lan. Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 53(4) :1052–1068, 2004.
- [18] B. Alshaqaqi, A. S. Baquhaizel, M. E. A. Ouis, M. Boumehed, A. Ouamri, and M. Keche. Vision based system for driver drowsiness detection. In *2013 11th International Symposium on Programming and Systems (ISPS)*, pages 103–108, 2013.
- [19] S. Abtahi, B. Hariri, and S. Shirmohammadi. Driver drowsiness monitoring based on yawning detection. In *2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, pages 1–4, 2011.
- [20] T. Brandt, R. Stemmer, and A. Rakotonirainy. Affordable visual driver monitoring system for fatigue and monotony. In *2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No.04CH37583)*, volume 7, pages 6451–6456 vol.7, 2004.

-
- [21] A. Suprem, V. Deep, and T. Elarabi. Orientation and displacement detection for smart-phone device based imus. *IEEE Access*, 5 :987–997, 2017.
- [22] E. Steinbach. Android smartphone application for driving style recognition android smartphone applikation für fahrstilerkennung. 2013.
- [23] X. Zhu, W. Zheng, B. Lu, X. Chen, S. Chen, and C. Wang. Eog-based drowsiness detection using convolutional neural networks. In *2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pages 128–134, 2014.
- [24] Pia M. Forsman, Bryan J. Vila, Robert A. Short, Christopher G. Mott, and Hans P.A. Van Dongen. Efficient driver drowsiness detection at moderate levels of drowsiness. *Accident Analysis Prevention*, 50 :341 – 350, 2013.
- [25] Zhijun Chen, Chaozhong Wu, Ming Zhong, Nengchao Lyu, and Zhen Huang. Identification of common features of vehicle motion under drowsy/distracted driving : A case study in wuhan, china. *Accident Analysis & Prevention*, 81 :251 – 259, 2015.
- [26] Chouki Sentouh. *Analyse du risque et détection de situations limites : application au développement des systèmes d’alerte au conducteur*. Theses, Université d’Evry-Val d’Es-sonne, October 2007.
- [27] Wikipédia. Détection — wikipédia, l’encyclopédie libre, 2019. [En ligne ; Page disponible le 25-août-2019].
- [28] B. K. Savaş and Y. Becerikli. Real time driver fatigue detection system based on multi-task connn. *IEEE Access*, 8 :12491–12498, 2020.
- [29] T. K. Chan, C. S. Chin, H. Chen, and X. Zhong. A comprehensive review of driver behavior analysis utilizing smartphones. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pages 1–32, 2019.
- [30] Saif Al-Sultan. *Context Aware Drivers’ Behaviour Detection System for VANET*. PhD thesis, 09 2013.
- [31] J. Zhao, M. Chen, and Q. Luo. Research of intrusion detection system based on neural networks. In *2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks*, pages 174–178, 2011.
- [32] V. Rin and C. Nuthong. Front moving vehicle detection and tracking with kalman filter. In *2019 IEEE 4th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS)*, pages 304–310, 2019.

-
- [33] N. Miller, M. A. Thomas, J. A. Eichel, and A. Mishra. A hidden markov model for vehicle detection and counting. In *2015 12th Conference on Computer and Robot Vision*, pages 269–276, 2015.
- [34] Indrabayu, R. Y. Bakti, I. S. Areni, and A. A. Prayogi. Vehicle detection and tracking using gaussian mixture model and kalman filter. In *2016 International Conference on Computational Intelligence and Cybernetics*, pages 115–119, 2016.
- [35] A. Aljaafreh, N. Alshabatat, and M. S. Najim Al-Din. Driving style recognition using fuzzy logic. In *2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES 2012)*, pages 460–463, 2012.
- [36] S. B. Changalasetty, A. S. Badawy, L. S. Thota, and W. Ghribi. Classification of moving vehicles using k-means clustering. In *2015 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT)*, pages 1–6, 2015.
- [37] Z. Zhang, T. Zhao, X. Ao, and H. Yuan. A vehicle speed estimation algorithm based on dynamic time warping approach. *IEEE Sensors Journal*, 17(8) :2456–2463, 2017.
- [38] S. Zhou, J. Gong, G. Xiong, H. Chen, and K. Iagnemma. Road detection using support vector machine based on online learning and evaluation. In *2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 256–261, 2010.
- [39] R. Lherbier, B. Jida, J. Noyer, and M. Wahl. Use of contextual information by bayesian networks for multi-object tracking in scanning laser range data. In *2009 9th International Conference on Intelligent Transport Systems Telecommunications, (ITST)*, pages 97–102, 2009.
- [40] H. N. Phan, L. H. Pham, T. T. Thai, N. M. Chung, and S. V. Ha. A real-time vehicle detection for traffic surveillance system using a neural decision tree. In *2019 25th Asia-Pacific Conference on Communications (APCC)*, pages 256–261, 2019.
- [41] A. Tamimi, M. AbuNaser, A. A. Tawalbeh, and K. Saleh. Intelligent traffic light based on genetic algorithm. In *2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT)*, pages 851–854, 2019.
- [42] A. Suprem, V. Deep, and T. Elarabi. Orientation and displacement detection for smartphone device based imus. *IEEE Access*, 5 :987–997, 2017.
- [43] Pimwadee Chaovalit, Chalernpol Saiprasert, and Thunyasit Pholprasit. A method for driving event detection using sax with resource usage exploration on smartphone platform. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2014 :1–11, 2014.

-
- [44] F. Lindow and A. Kashevnik. Driver behavior monitoring based on smartphone sensor data and machine learning methods. In *2019 25th Conference of Open Innovations Association (FRUCT)*, pages 196–203, 2019.
- [45] A. Kashevnik, I. Lashkov, and A. Gurto. Methodology and mobile application for driver behavior analysis and accident prevention. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 21(6) :2427–2436, 2020.
- [46] Munaf Najim Al-Din. Driver behavior detection techniques : A survey. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13, 06 2018.
- [47] E. Steinbach. Android smartphone application for driving style recognition android smartphone applikation für fahrstilerkennung. 2013.
- [48] Adnan Shaout and Adam Bodenmiller. A mobile application for monitoring inefficient and unsafe driving behaviour. 12 2011.
- [49] A. A. Rahman, W. Saleem, and V. V. Iyer. Driving behavior profiling and prediction in ksa using smart phone sensors and mlas. In *2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT)*, pages 34–39, 2019.
- [50] A. Kashevnik, I. Lashkov, and A. Gurto. Methodology and mobile application for driver behavior analysis and accident prevention. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 21(6) :2427–2436, 2020.
- [51] Minglin Wu, Shenmin Zhang, and Yuhan Dong. A novel model-based driving behavior recognition system using motion sensors. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 16, 2016.
- [52] Zhongyang Chen, Jiadi Yu, Yanmin Zhu, Yingying Chen, and Minglu Li. D3 : Abnormal driving behaviors detection and identification using smartphone sensors. pages 524–532, 06 2015.
- [53] Na Lin, Changfu Zong, Masayoshi Tomizuka, Pan Song, Zexing Zhang, and Gang Li. An overview on study of identification of driver behavior characteristics for automotive control. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014 :1–15, 03 2014.
- [54] B. K. Savaş and Y. Becerikli. Real time driver fatigue detection system based on multi-task connn. *IEEE Access*, 8 :12491–12498, 2020.
- [55] Claire Charbit. Les facteurs humains dans les accidents de la circulation : un potentiel important pour des actions de prévention. 1997.

-
- [56] Christopher Streiffer, Ramya Raghavendra, Theophilus Benson, and Mudhakar Srivatsa. Darnet : a deep learning solution for distracted driving detection. pages 22–28, 12 2017.
- [57] J. Yu, Z. Chen, Y. Zhu, Y. Chen, L. Kong, and M. Li. Fine-grained abnormal driving behaviors detection and identification with smartphones. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 16(8) :2198–2212, 2017.
- [58] Charlotte Jacobé de Naurois, Christophe Bourdin, Anca Stratulat, Emmanuelle Diaz, and Jean-Louis Vercher. Detection and prediction of driver drowsiness using artificial neural network models. *Accident Analysis & Prevention*, 126 :95 – 104, 2019. 10th International Conference on Managing Fatigue : Managing Fatigue to Improve Safety, Wellness, and Effectiveness”.
- [59] Oluwatobi Olabiyi, Eric Martinson, Vijay Chintalapudi, and Rui Guo. Driver action prediction using deep (bidirectional) recurrent neural network, 2017.
- [60] Wikipédia. Modèle de markov caché — wikipédia, l’encyclopédie libre, 2019 (accédé 2 Mars 2020). [En ligne ; Page disponible le 17-octobre-2019].
- [61] Rahel Hadgu Gebretsadik. Statistical analysis of driver behaviour and eco-driving model based on can bus data. Master’s thesis, Halmstad University, School of Information Technology, 2015.
- [62] H. Berndt and K. Dietmayer. Driver intention inference with vehicle onboard sensors. In *2009 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, pages 102–107, 2009.
- [63] A. Abdelrahman, N. Abu-Ali, and H. S. Hassanein. Driver behavior classification in crash and near-crash events using 100-car naturalistic data set. In *GLOBECOM 2017 - 2017 IEEE Global Communications Conference*, pages 1–6, 2017.
- [64] Sangjo Choi, JeongHee Kim, DongGu Kwak, P. Angkititrakul, and J. Hansen. Analysis and classification of driver behavior using in-vehicle can-bus information. 2007.
- [65] Arbab Abbas, N. Minallh, Nasir Ahmad, Sahibzada Abdur Rehman Abid, and Muhammad Khan. K-means and isodata clustering algorithms for landcover classification using remote sensing. 48 :315–318, 04 2016.
- [66] Wikipédia. K-moyennes — wikipédia, l’encyclopédie libre, 2020 (accédé 18 Aout 2020). [En ligne ; Page disponible le 9-septembre-2020].
- [67] Hajar Hiyadi. Reconnaissance 3d de gestes pour l’interaction homme-système. (3d gesture recognition for human-system interaction). 2016.

- [68] Na Lin, Changfu Zong, Masayoshi Tomizuka, Pan Song, Zexing Zhang, and Gang Li. An overview on study of identification of driver behavior characteristics for automotive control. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014 :1–15, 03 2014.
- [69] Eleni Mantouka, Emmanouil Barmponakis, and Eleni Vlahogianni. Identification of driving safety profiles from smartphone data using machine learning techniques. *Safety Science*, 02 2019.
- [70] Ruijuan Chi, Jianqiang Wang, Furui Yang, and Lei Zhang. A forward collision warning algorithm based on driver characteristics. pages 640–652, 07 2010.
- [71] Rizwana Kalsoom and Z. Halim. Clustering the driving features based on data streams. *INMIC*, pages 89–94, 2013.
- [72] Ravi Bhoraskar, Nagamanoj Vankadhara, Bhaskaran Raman, and Purushottam Kulkarni. Wolverine : Traffic and road condition estimation using smartphone sensors. In K. K. Ramakrishnan, Rajeev Shorey, and Donald F. Towsley, editors, *COMSNETS*, pages 1–6. IEEE, 2012.
- [73] Wikipédia. Logique floue — wikipédia, l’encyclopédie libre, 2020 (accédé 23 Juin 2020). [En ligne ; Page disponible le 21-août-2020].
- [74] Franck Deroncourt. Introduction à la logique floue. 08 2011.
- [75] Ruijuan Chi, Jianqiang Wang, Furui Yang, and Lei Zhang. A forward collision warning algorithm based on driver characteristics. pages 640–652, 07 2010.
- [76] C. G. Quintero M., J. O. López, and A. C. Cuervo Pinilla. Driver behavior classification model based on an intelligent driving diagnosis system. In *2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 894–899, 2012.
- [77] A. Khodayari, R. Kazemi, A. Ghaffari, and R. Braunstingl. Design of an improved fuzzy logic based model for prediction of car following behavior. In *2011 IEEE International Conference on Mechatronics*, pages 200–205, 2011.
- [78] German Castignani, Raphael Frank, and Thomas Engel. Driver behavior profiling using smartphones. pages 552–557, 10 2013.
- [79] G. Castignani, T. Derrmann, R. Frank, and T. Engel. Driver behavior profiling using smartphones : A low-cost platform for driver monitoring. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 7(1) :91–102, 2015.
- [80] Hassane Hilali. Application de la classification textuelle pour l’extraction des règles d’association maximales. 04 2009.

-
- [81] Clément Réverdy. Modèles de markov cachés (hmm) pour de la reconnaissance de gestes humains. 2014.
- [82] Hausmane Issarane. K-means : Definition et avantages et inconvénients, 2019 (accédé 09 Avril 2020). [En ligne ; Page disponible le 05-Mars-2020].
- [83] Wikipédia. Logique floue — wikipédia, l’encyclopédie libre, 2020. [En ligne ; Page disponible le 21-août-2020].
- [84] G. RICHARD. Reconnaissance de la parole (suite) alignement temporel et programmation dynamique. 02 2008. Master IAD Module PS.
- [85] P. Papadimitratos, A. D. La Fortelle, K. Evensen, R. Brignolo, and S. Cosenza. Vehicular communication systems : Enabling technologies, applications, and future outlook on intelligent transportation. *IEEE Communications Magazine*, 47(11) :84–95, 2009.
- [86] J. P. Hubaux, S. Capkun, and Jun Luo. The security and privacy of smart vehicles. *IEEE Security Privacy*, 2(3) :49–55, 2004.
- [87] Jonathan Petit. *Surcoût de l’authentification et du consensus dans la sécurité des réseaux sans fil véhiculaires*. Theses, Université Paul Sabatier - Toulouse III, July 2011.
- [88] Soua Ahmed. *Vehicular ad hoc networks : dissemination, data collection and routing : models and algorithms*. Theses, Institut National des Télécommunications, December 2013.
- [89] ETSI EN 302 637-2 V1.3.2. *Intelligent Transport Systems (ITS); Vehicular Communications; Basic Set of Applications; Part 2 : Specification of Cooperative Awareness Basic Service*. PhD thesis, European Telecommunications Standards Institute, August 2013.
- [90] John Kenney. Dedicated short-range communications (dsrc) standards in the united states. *Proceedings of the IEEE*, 99 :1162 – 1182, 08 2011.
- [91] National Highway Traffic Safety Administration(NHTSA). Federal motor vehicle safety standards ; v2v communications. 01 2017.
- [92] ETSI EN 302 637-3. *Intelligent Transport Systems (ITS); Vehicular Communications; Basic Set of Applications; Part 3 : Specifications of Decentralized Environmental Notification Basic Service*. PhD thesis, European Telecommunications Standards Institute, November 2014.