HAL
open science

Système coopératif de perception et de communication pour la protection des usagers vulnérables

Pierre Merdrignac

To cite this version:

Pierre Merdrignac. Système coopératif de perception et de communication pour la protection des usagers vulnérables. Automatique / Robotique. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2015. Français. NNT : 2015ENMP0037 . tel-01242774

HAL Id: tel-01242774

https://pastel.hal.science/tel-01242774v1

Submitted on 5 Apr 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

ParisTech
INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY

MINES ParisTech

École doctorale n°432 : Sciences des Métiers de l'Ingénieur

Doctorat ParisTech

THÈSE

pour obtenir le grade de docteur délivré par

l'École nationale supérieure des mines de Paris

Spécialité « Informatique Temps Réel, Robotique et Automatique »

présentée et soutenue publiquement par

Pierre MERDRIGNAC

le 16 octobre 2015

Système coopératif de perception et de communication pour la protection des usagers vulnérables

Directeur de thèse : **Fawzi NASHASHIBI**
Co-encadrement de la thèse : **Oyunchimeg SHAGDAR, Évangeline POLLARD**

Jury

M. Abdelaziz BENSRHAIR, Professeur, LITIS, INSA	Président
M. Dominique GRUYER, Directeur de Recherche, LIVIC, IFSTTAR	Rapporteur
M. Jérôme HÄRRI, Maître de Conférences, Communications Mobiles, Eurecom	Rapporteur
M. Samir TOHMÉ, Professeur, Délégation de conduite & connectivité, VEDECOM	Examinateur
M. Mohamed C. RAHAL, Chercheur, Délégation de conduite & connectivité, VEDECOM	Examinateur
M. Fawzi NASHASHIBI, Directeur de Recherche, RITS, INRIA	Examinateur
Mme. Oyunchimeg SHAGDAR, Chercheur, RITS, INRIA	Examinateur
Mlle. Évangeline POLLARD, Chercheur, RITS, INRIA	Invité

T H È S E

MINES ParisTech
Unité Mathématiques et Systèmes
60, boulevard Saint-Michel, 75272, Paris

À mes parents, mes grands-parents,...

Remerciements

Après ces trois années, le manuscrit de thèse met en avant les réflexions et le travail que j'ai eu la chance de mener. Tout cela ne pourrait être possible sans un bon nombre de personnes que je tiens à remercier dans ces quelques lignes.

Tout d'abord, je remercie Abdelaziz Benshrair, Dominique Gruyer, Jérôme Härri, Samir Thomé, Mohamed-Chérif Rahal d'avoir participé à mon jury de thèse et particulièrement MM. Dominique Gruyer et Jérôme Härri pour avoir accepter d'être les rapporteurs de ce travail.

Je tiens à remercier Fawzi Nashashibi, mon directeur de thèse, pour m'avoir offert l'opportunité d'effectuer ma thèse au sein de l'équipe RITS et pour ses conseils ainsi que son aide généreuse tout au long de ces années.

Je souhaite également remercier mes deux encadrantes de thèse, Oyunchimeg Shagdar et Évangeline Pollard, pour leur soutien continu. Lorsque nous avons démarré cette aventure, vous avez choisi de me confier un sujet très ambitieux grâce auquel nous avons tous pu explorer de nouveaux horizons. Une thèse est ponctuée de moments de réussite comme de moments de doutes, je vous remercie particulièrement pour m'avoir aider à me dépasser dans les moments difficiles comme pour tous nos échanges fructueux et pour votre enthousiasme quotidien.

Durant cette thèse, j'ai eu la chance de voir grandir l'institut VEDECOM. Je tiens à remercier Jérôme Perrin de m'avoir ouvert les portes de l'institut et de m'avoir fait participer à cette aventure. Je souhaite ensuite remercier mes collègues au sein de VEDECOM, Mohamed, Sébastien, Guillaume, Marc, Xuanpeng... car ce fut toujours un plaisir de venir travailler et échanger avec vous. Je vous souhaite tout le meilleur pour la suite de l'institut.

Que serait la thèse sans le quotidien au sein du laboratoire ? Je remercie vivement tous les membres de l'équipe RITS pour m'avoir accompagné tous les jours autant techniquement que humainement. Cela fut un réel plaisir de vous retrouver tous les jours à INRIA. Je tiens particulièrement à remercier Armand pour son aide technique sur les véhicules, mais aussi pour m'avoir fait découvrir la forêt durant nos sorties sportives et pour nos séances de tennis de table. Je remercie sincèrement ma collègue de bureau et amie Ines pour nos échanges, sa patience quant à mes questions et aussi pour avoir partager mes pauses cafés... Finalement, je

remercie mes partenaires du bâtiment 7, Guillaume, Zayed, David... pour leur convivialité et tous les autres collègues de l'équipe, Chantal, Yacine, Muhammad, Younes, Fernando, Joshué, Vicente, Jean-Marc, Anne, Itheri, Thierry, Marios, Aiko, Sakti, Raoul, Benjamin...

Ensuite, je tiens à remercier tous mes amis pour leur soutien et pour tous les bons moments que l'on a passés ensemble toutes ces années. Je remercie mes amis d'enfance Alexandre, Anne, Charlène, Christophe, FX, Marion L., Marion C., Morgane, Pauline, Pierre avec lesquels il fait bon revenir en Bretagne régulièrement. Je remercie également tous mes amis de l'école et de prépa, il m'est impossible de tous vous citer, mais quel plaisir de se revoir à chaque fois au cœur de notre capitale. Finalement, je tiens à remercier le club du SQY Rubgy et tous mes copains là-bas, je sais que votre assiduité par tous les temps aux entrainement et le dimanche m'a fortement aider durant ces trois années.

Enfin, je tiens particulièrement à remercier ma famille, mes parents, tout d'abord, pour avoir toujours été présents près de moi et m'avoir soutenu dans ce choix, et mes frères, Simon et Clément, pour toutes ces belles années passées et à venir.

Cette liste ne peut être exhaustive et je souhaite donc remercier tous les personnes que j'ai eu la chance de rencontrer et qui on pu m'aider à un moment ou à un autre.

Je vous souhaite une bonne lecture !

Pierre Merdrignac

Table des matières

Remerciements v

Table des Matières vi

Table des Figures xiii

Table des Tableaux xvii

Abreviations xix

Symboles xxiii

1 Introduction 1
- 1.1 Contexte . . . 1
  - 1.1.1 Systèmes de transports intelligents . . . 1
  - 1.1.2 Sécurité des usagers vulnérables . . . 3
  - 1.1.3 Partenaires de la thèse . . . 5
- 1.2 Buts poursuivis . . . 7
- 1.3 Contributions de la thèse . . . 8
- 1.4 Structure du document . . . 9

2 Motivation et Préliminaires 11
- 2.1 Application de protection des usagers vulnérables . . . 12
  - 2.1.1 Étude des accidents de la route impliquant des usagers vulnérables . . . 12
  - 2.1.2 Scénarios pour l'évaluation des systèmes de protection des vulnérables . . . 14
  - 2.1.3 Exigences relatives à un système de sécurité des vulnérables . . . 15
    - 2.1.3.1 Exigence pour la protection des vulnérables . . . 15
    - 2.1.3.2 Exigences pour les caractéristiques du système . . . 16
    - 2.1.3.3 Métriques d'évaluation de performances . . . 17
- 2.2 Définition de notions pour les ITS . . . 18
  - 2.2.1 Perception pour les véhicules intelligents . . . 18

2.2.2 Communication véhiculaire 22
2.2.3 Système coopératif 26
2.3 État de l'art des systèmes de protection des vulnérables 28
2.3.1 Des projets européens : PROTECTOR et SAVE-U 28
2.3.2 Le projet LOVe : Logiciels d'observation des usagers vulnérables 30
2.3.3 Un premier projet combinant moyens de perception et de communication : WATCH-OVER 31
2.3.4 La sécurité coopérative à travers le projet Ko-TAG 33
2.4 Conclusion 35

3 Approche multi-capteurs pour la perception des vulnérables 37
3.1 État de l'art 38
3.1.1 Architecture générale des systèmes de protection des usagers vulnérables . 38
3.1.2 Acquisition de données 40
3.1.2.1 Description des capteurs existants 40
3.1.2.2 Choix d'une configuration pour la perception des vulnérables . . 43
3.1.3 Formulation théorique du problème 44
3.1.4 Détection des vulnérables à partir de différents capteurs 48
3.1.4.1 Formulaltion de la détection statistique 48
3.1.4.2 Détection à partir de laser 50
3.1.4.3 Détection à partir de radar 50
3.1.4.4 Détection à partir de caméra 51
3.1.5 Classification des usagers vulnérables 52
3.1.5.1 Formulation de la classification par apprentissage statistique . . 52
3.1.5.2 Classification à partir d'images caméra 57
3.1.5.3 Classification à partir de données laser 57
3.1.6 Fusion multi-obstacles/multi-capteurs 59
3.1.6.1 Formulation du filtrage dynamique 59
3.1.6.2 Fusion multi-capteurs pour la protection des vulnérables 62
3.1.6.3 Pistage multi-obstacles 63
3.1.7 Conclusion 64
3.2 Solution proposée pour la perception des usagers vulnérables 65
3.2.1 Description générale 65
3.2.2 Détection d'obstacles 66
3.2.3 Génération de régions d'intérêt pour la détection de piétons par vision . . 67
3.2.4 Classification des vulnérables 68
3.2.5 Pistage multi-obstacles 69
3.2.6 Fusion multi-capteurs 72
3.2.7 Discussion 73

3.3 Classification multi-classes d'obstacles à partir de données laser 74
3.3.1 Description du problème 74
3.3.2 Définition de primitives géométriques 75
3.3.3 Apprentissage multi-classes 79
3.3.4 Estimation bayésienne de la classe 80
3.3.5 Exemples de classification d'obstacles routiers 82
3.4 Conclusion 83

4 Communication véhicules-piétons 85
4.1 État de l'art des standards de communication véhiculaire 86
4.1.1 Présentation de l'architecture générale 86
4.1.2 Description de la couche « Facilities » 88
4.1.2.1 Message d'Annonce Coopératif (CAM) 88
4.1.2.2 Message de Notification Environnementale Distribuée (DENM) . 89
4.1.2.3 Carte Locale Dynamique (LDM) 89
4.1.3 Description de la couche Réseau et Transport 90
4.1.3.1 Internet Protocol (IP) 90
4.1.3.2 Réseau véhiculaire (VANET) 91
4.1.3.3 GeoNetworking 93
4.1.4 Description de la couche Accès 94
4.1.4.1 Réseaux Cellulaires 95
4.1.4.2 Wi-Fi 95
4.1.5 La communication pour les usagers vulnérables 96
4.1.5.1 Description des moyens de communication 96
4.1.5.2 Protocoles d'échange de messages 97
4.1.5.3 Méthodes pour la localisation des usagers vulnérables 98
4.1.5.4 Conclusion 98
4.1.6 Applicabilité des protocoles ITS pour la communication V2P 100
4.1.6.1 Protocoles de la couche « facilities » 100
4.1.6.2 Protocoles de la couche réseau et transport 100
4.1.6.3 Protocoles de la couche accès 101
4.1.6.4 Bilan 102
4.2 Communication véhicules-piétons pour la protection des vulnérables 103
4.2.1 Description Générale 103
4.2.2 Algorithme d'alerte conjointe des véhicules et des usagers vulnérables . . 104
4.2.3 Messages émis par les véhicules 105
4.2.3.1 Description des données nécessaires 105
4.2.3.2 Algorithme d'émission des messages par les véhicules 107
4.2.4 Messages émis par les usagers vulnérables 109

4.2.4.1 Description des données nécessaires 109
4.2.4.2 Algorithme d'émission de messages par les vulnérables 110
4.2.5 Messages à portée géographique 111
4.3 Dissémination géographique des messages V2P 111
4.3.1 Présentation des zones géographiques 111
4.3.2 Définition des aires géographiques de destination 113
4.3.3 Définition dynamique des zones géographiques à partir d'obstacles occultant 115
4.3.4 Routage géographique des messages V2P 119
4.3.5 Discussion 121
4.4 Conclusion 122

5 Système coopératif perception/communication 123
5.1 État de l'art des systèmes coopératifs pour les ITS 124
5.1.1 Introduction 124
5.1.2 Approche de localisation par positionnement global 126
5.1.3 Fusion d'information coopérative pour la protection des vulnérables . . . 128
5.1.4 Applications pour smartphone à destination de la sécurité usagers vulnérables 129
5.1.4.1 Applications destinées à alerter les usagers vulnérables 129
5.1.4.2 Description des techniques de localisation par smartphone 130
5.1.5 Conclusion 131
5.2 Modélisation des systèmes de perception et de communication 132
5.2.1 Probabilité de détection 132
5.2.2 Classification 134
5.2.3 Positionnement 134
5.2.4 Métrique destinée à l'évaluation des solutions proposées 135
5.2.5 Conclusion 138
5.3 Méthode d'association d'information de perception et de communication 138
5.3.1 Introduction 138
5.3.2 Formulation du problème 141
5.3.3 Exemple d'association entre perception et communication 142
5.3.4 Calcul de la probabilité d'hypothèse pour la fusion perception/communication 147
5.3.4.1 Définition 147
5.3.4.2 Vraisemblance des pistes de communication et de perception . . 147
5.3.4.3 Vraisemblance des branches de l'arbre 150
5.3.4.4 Formule finale de la probabilité *a posteriori* 152
5.3.5 Sélection des hypothèses et estimation de l'état des vulnérables 152
5.3.6 Exemple de fusion perception/communication : application numérique . . 153

5.3.6.1 Introduction . . . 153
5.3.6.2 Fusion à l'instant k . . . 154
5.3.6.3 Fusion à l'instant k+1 . . . 157
5.3.6.4 Estimation des pistes fusionnées à l'instant k+1 . . . 159
5.3.7 Discussion . . . 160
5.4 Présentation d'une application d'avertissement pour les vulnérables . . . 161
5.4.1 Introduction . . . 161
5.4.2 Application V2ProVu pour la protection des vulnérables . . . 161
5.4.2.1 Service V2ProVu . . . 162
5.4.2.2 IHM . . . 163
5.4.3 Prise en compte de l'incertitude dans la définition des zones de dissémination 164
5.4.4 Alerte conjointe des usagers de la route . . . 164
5.5 Conclusion . . . 167

6 Évaluation des solutions proposées 169
6.1 Mise en œuvre des expérimentations . . . 170
6.1.1 Introduction . . . 170
6.1.2 Base de données Kitti pour la conduite automatisée . . . 171
6.1.3 Présentation des plateformes expérimentales INRIA . . . 173
6.2 Classification d'obstacles routiers à partir de données laser . . . 175
6.2.1 Introduction . . . 175
6.2.2 Sélection des meilleures primitives . . . 177
6.2.3 Évaluation de la classification des objets détectés . . . 178
6.2.4 Évaluation de la classification des pistes . . . 181
6.2.5 Conclusion . . . 182
6.3 Communication véhicules-piétons . . . 182
6.3.1 Introduction . . . 182
6.3.2 Performance du Wi-Fi pour la communication V2P . . . 183
6.3.2.1 Taux de Réception Correcte des Paquets (PDR) . . . 183
6.3.2.2 Temps d'Inter-Réception des Paquets (PIR) . . . 184
6.3.3 Précision du positionnement par GPS . . . 185
6.3.4 Applicabilité du Wi-Fi pour la protection de vulnérables . . . 187
6.4 Coopération perception/communication pour la protection des vulnérables . . . 189
6.4.1 Introduction . . . 189
6.4.2 Résultats qualitatifs . . . 190
6.4.3 Évaluation des capacités de détection . . . 192
6.4.4 Capacité à évaluer la position relative d'un usager vulnérable . . . 194
6.4.5 Évaluation d'un système de protection des usagers vulnérables . . . 195
6.5 Conclusion . . . 196

7 Conclusion et Perspectives **199**
7.1 Conclusion générale 199
7.2 Perspectives 201

A Intersection des trajectoires piéton et véhicule **205**

Bibliographie **207**

Publications **223**

Table des figures

1.1 Exemples de systèmes de transport intelligents 2
1.2 Organisation de l'Institut VEDECOM 6
1.3 Schéma des contributions et de leurs interactions 8

2.1 Répartition des accidents impliquant des usagers vulnérables. 12
2.2 Cas d'usage évalués durant la thèse. 14
2.3 Représentation multi-échelle d'un scénario routier par le système de perception . 19
2.4 Perception de l'environnement par la voiture rouge 21
2.5 Scénario de communication véhiculaire 23
2.6 Modèle en couches pour la communication véhiculaire 25
2.7 Architecture générale du projet PROTECTOR 28
2.8 Architecture générale du projet SAVE-U 29
2.9 Architecture générale du projet WATCH-OVER 31
2.10 Architecture générale du projet Ko-TAG 34

3.1 Système de protection des usagers vulnérables basé sur la perception 39
3.2 Représentation du problème de la perception d'un piéton 45
3.3 Fonction de génération de mesures bruitées 46
3.4 Schéma de classification statistique 52
3.5 Modèle d'évolution du système dynamique 59
3.6 Architecture du système de perception des usagers vulnérables 65
3.7 Détection d'obstacles par capteur laser 66
3.8 Génération de ROIs pour la classification de piétons 68
3.9 Classification d'usagers vulnérables 69
3.10 Pistage multi-cibles d'obstacles routiers 70
3.11 Fusion multi-capteurs 72
3.12 Classification multi-classes d'obstacles routiers par capteur laser 74
3.13 Illustration des caractéristiques des objets détectés par laser 75
3.14 Exemples de classification de pistes 82

4.1 Architecture du système de communication vehiculaire 87
4.2 Description de la mise en place de la communication V2P 103
4.3 Architecture de la communication V2P 104
4.4 Modèle bicyclette 106
4.5 Schémas décrivant les zones de danger pour le véhicule 112
4.6 Définition de la GDA 113
4.7 Définition de la Geo-Area 116
4.8 Illustration du calcul du minuteur pour le routage géographique 120

5.1 Système géodésique mondial 127
5.2 Incertitude relative au positionnement par GPS 127
5.3 Présentation générale de la coopération entre usagers 132
5.4 Architecture de la fusion d'information perception/communication 139
5.5 Illustration de l'association perception/communication 143
5.6 Hypothèses d'association établies depuis la Figure 5.5 144
5.7 Evolution temporelle du scénario 5.5 145
5.8 Evolution temporelle des hypthèses d'association 146
5.9 Aire occultée par les obstacles perçus pour une piste de communication 149
5.10 Description de l'application V2ProVu 162
5.11 Illustration de l'alerte conjointe des véhicules et des usagers vulnérables 166

6.1 Illustration du véhicule employé pour l'acquisition des données de la base Kitti . 172
6.2 Illustration de la plateforme INRIA et de l'équippement porté par le piéton . . . 173
6.3 Site sélectionné pour les tests à INRIA 174
6.4 Exemple de scan laser 2D annoté. Les impacts laser ainsi que les boites engloabantes des objets sont projetés dans l'image correspondante à la scène. 176
6.5 Temps de traitement 178
6.6 Précision-Rappel 179
6.7 Précision-Rappel en fonction du nombre de classifieurs faibles 180
6.8 Précision-Rappel en fonction de la hauteur du laser 180
6.9 Matrice de confusion des pistes 181
6.10 Taux de réception correcte des paquets (PDR) 184
6.11 Probabilité de ne pas recevoir plus de k paquets consécutifs 185
6.12 Histogramme des erreurs GPS en position longitudinale et latérale, et en distance 186
6.13 Probabilité d'être informé à la distance d_{min} 188
6.14 Détection d'obstacles dans diverses conditions. 191
6.15 Capacité de détection des systèmes de perception et communication dans des conditions LOS et NLOS. 192
6.16 Erreur de positionnement relatif véhicule-piéton. 194

6.17 Évaluation de l'erreur d'application. 195

Liste des tableaux

1.1 Répartition des accidents de la route mortels suivant les différentes catégories d'usagers . . . 3

3.1 Comparaison des capteurs existants . . . 41
3.2 Liste des primitives géométriques 2D. . . . 77

4.1 Définition de l'aire circulaire . . . 94
4.2 Définition de l'aire rectangulaire . . . 94
4.3 Définition de l'aire elliptique . . . 94
4.4 Applicabilité des protocoles ITS pour la communication V2P : + + très adapté, + adapté si quelques modifications, - peu adapté, - - pas du tout adapté . . . 102
4.5 Paramètres émis avec un CAM . . . 107
4.6 Paramètres envoyés par un message P2V . . . 109
4.7 Format du message Geo-CAM . . . 111
4.8 Définition de la Geo-Area . . . 119

5.1 Modèle théorique des systèmes de perception et de communication V2P . . . 138

6.1 Description du jeu de données pour la classification par laser . . . 175
6.2 Meilleures primitives sélectionnées depuis la classification par adaboost . . . 177
6.3 Configuration des expérimentations sur la coopération perception/communication 189

Abreviations

ADAS	Système Automatisé d'Aide à la Conduite (Automated Driving Assistance System)
AOA	Angle d'Arrivée (Angle Of Arrival)
AODV	Ad-hoc On demand Distance Vector
BER	Taux d'Erreur Binaire (Bit Error Rate)
BSSID	Basic Service Set Identifier
BTP	Basic Transport Protocol
CAM	Message d'Annonce Coopératif (Cooperative Awareness Message)
CPHD	Cardinalised PHD
DENM	Message de Notification Environnementale Décentralisée (Decentralized Environmental Notification Message)
DRIEA	Direction Régionale et Interdépartementale de l'Équipement et de l'Aménagement
ETSI	European Telecommunications Standards Institute
FOV	Champ de vision (Field of View)
GDA	Aire Géographique de Danger
Geo-Area	Aire Géographique de Dissémination
Geo-CAM	CAM géographique
GNSS	Système de Positionnement par Satellites (Global Navigation Satellite System)
GPS	Système de Positionnement Global (Global Positioning System)

HOG	Histogramme de Gradients Orientés (Histogram of Oriented Gradients)
ICR	Centre Instantané de Rotation (Instant Centre of Rotation)
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IHM	Interface Homme-Machine
IP	Internet Protocol
IPv4	IP Version 4
IPv6	IP Version 6
ISO	Organisation Internationale de Normalisation (International Organization for Standardisation)
ITS	Systèmes de Transports Intelligents (Intelligent Transportation Systems)
JPDA	Joint Probabilistic Data Association
LBP	Motifs Binaires Locaux (Local Binary Pattern)
LDM	Carte Locale Dynamique (Dynamic Local Map)
LOS	Ligne de Vue Directe (Line of Sight)
LTE	Long Term Evolution
MANET	Réseau Mobile Ad-hoc (Mobile Ad-hoc Network)
MAP	Maximum *A Posteriori*
MHT	Hypothèses Multiples de Pistage (Multiple Hypothesis Tracker)
MIPv4	IP Mobile Version 4
MIPv6	IP Mobile Version 6
MMSE	Minimum d'Erreur Quadratique Moyenne (Minimum Mean Square Error)
NEMO	Network Mobility
NLOS	Ligne de Vue Indirecte (Non Line of Sight)
OLSR	Optimized Link State Routing
ONISR	Observatoire National Interministériel de la Sécurité Routière
OSI	Open Systems Interconnection
OSPA	Optimal SubPattern Assignment
P2V	Piétons-Véhicules

PAC	Probably Approximately Correct
PDR	Taux de Réception Correcte (Packet Delivery Ratio)
PHD	Probability Hypothesis Density
PIR	Temps de Réception Inter-Paquet (Packet Inter-Reception time)
POI	Point d'Intérêt (Point Of Interest)
ROI	Région d'Intérêt (Region Of Interest)
RSSI	Indicateur de Puissance du Signal Reçu (Received Signal Strength Indicator)
RTOF	Temps de Vol Aller-Retour (Roundtrip Time Of Flight)
SNR	Rapport Signal-sur-Bruit (Signal to Noise Ratio)
SSID	Service Set Identifier
SVM	Machine à Vecteurs de Support (Support Vector Machines)
TCP	Transmission Control Protocol
TDOA	Différence de Temps d'Arrivée (Time Difference of Arrival)
TOA	Temps d'arrivée (Time Of Arrival)
TOF	Temps de Vol (Time Of Flight)
TTC	Temps Avant Collision (Time To Collision)
UBR	Unité de Bord de Route
UDP	User Datagram Protocol
V2I	Véhicules-Infrastructure
V2P	Véhicules-Piétons
V2ProVu	V2P for Protection of Vulnerables
V2V	Véhicules-Véhicules
VANET	Réseau Véhiculaire Ad-hoc (Véhicular Ad-hoc Network)
VoIP	Voix sur IP
VRU	Usager Vulnérable de la Route (Vulnerable Road User)
WGS84	Système Géodésique Mondial, révision de 1984 (World Geodesic System 1984)
WWW	World Wide Web

Symboles

x	coordonnée selon l'axe des abscisses	m
y	coordonnée selon l'axe des ordonnées	m
vx	vitesse selon l'axe des abscisses	m/s
vy	vitesse selon l'axe des ordonnées	m/s
C	classe d'un usager de la route	
d	distance	m
t	temps	s
k	indice de temps	
$p(.)$	densité de probabilité	
$P(.)$	probabilité	
x_V^G	coordonnée en x du véhicule dans le repère global	m
y_V^G	coordonnée en y du véhicule dans le repère global	m
θ_V^G	orientation du véhicule dans le repère global	rad
v_V	vitesse du véhicule	m/s
ω_V	vitesse angulaire du véhicule	rad/s
$x_V(t)$	trajectoire en x du véhicule	m
$y_V(t)$	trajectoire en y du véhicule	m
W	largeur du véhicule	m

L	longueur du véhicule	m
t_V	temps de création de la position du véhicule	s
x^L_{vru}	position en x du VRU dans le repère local	m
y^L_{vru}	position en y du VRU dans le repère local	m
vx^L_{vru}	vitesse en x du VRU dans le repère local	m
vy^L_{vru}	vitesse en y du VRU dans le repère local	m
θ_{vru}	orientation du VRU	rad
v_{vru}	vitesse absolue du VRU	m/s
C_{vru}	classe du VRU	
t_{vru}	temps de création de la position du VRU	s
d_{min}	distance véhicule-piéton minimale	m
$\mathbf{s}$	variable d'état	
$\mathbf{z}$	variable d'observation	
$\mathbf{s}_k$	variable d'état à l'instant k	
$\mathbf{z}_k$	observation à l'instant k	
$\hat{\mathbf{s}}$	état estimé d'un usager de la route	
m	nombre d'observations	
N	nombre d'obstacles	
$\mathcal{C}$	ensemble de classes	
c	nombre de classes	
$d(.)$	fonction de décision	
$\mathbf{f}$	vecteur de primitives	
f_j	primitive d'indice j	
h_q	classifieur faible d'indice q	
α_q	pondération du classifieur faible d'indice q	
$\mathbf{D}^i_k$	vecteur d'observation contenant les valeurs de décision	
$\hat{C}$	classe estimée	
Lat.	latitude	$^\circ$

Long.	longitude	°
ID	identifiant	
v_{max}	vitesse maximale du VRU	m/s
a_{max}	accélération maximale du VRU	m/s^2
A_{Geo}	superficie d'une Geo-Area	m^2
P^d	probabilité de détection	
L^L_{per}	localisation relative par perception	
L^L_{com}	localisation relative par communication	
L^G	localisation absolue	
Σ^L	covariance de la localisation relative	
Σ^G	covariance de la localisation absolue	
E_{app}	erreur d'une application de sécurité	m
η	distance de coupure	m
$\mathcal{T}$	ensemble de pistes	
$\mathcal{T}^i$	piste i	
$\mathcal{T}_k$	ensemble de pistes à un instant k	
$\mathcal{T}_{per,k}$	ensemble de pistes de perception à un instant k	
$\mathcal{T}_{com,k}$	ensemble de pistes de communication à un instant k	
$\mathcal{T}_{fus,k}$	ensemble des pistes fusionnées à un instant k	
$\mathcal{T}_{ass,k}$	ensemble des pistes associées à un instant k	
$\mathcal{T}_{np,k}$	ensemble des pistes non perçues à un instant k	
$\mathcal{T}_{nc,k}$	ensemble des pistes non communicantes à un instant k	
Ω_k	ensemble des hypothèses à un instant k	
$\hat{\Omega}_k$	hypothèse estimée à un instant k	
Ω^j_k	hypothèse j à un instant k	
ψ	ensemble des branches de l'arbre du MHT	
ψ^h	branche de l'arbre du MHT	

1

Introduction

1.1 Contexte

1.1.1 Systèmes de transports intelligents

Les technologies de l'information et de la communication appliquées aux moyens de transports permettent la conception et le développement de nouvelles applications et apportent de nouvelles solutions pour la mobilité des personnes. Toutes ces applications sont regroupées au sein du domaine des systèmes de transports intelligents (ITS) et améliorent la mobilité des usagers en termes de sécurité, fiabilité, efficacité et qualité. La Figure 1.1 illustre différentes applications

concernées par les ITS.

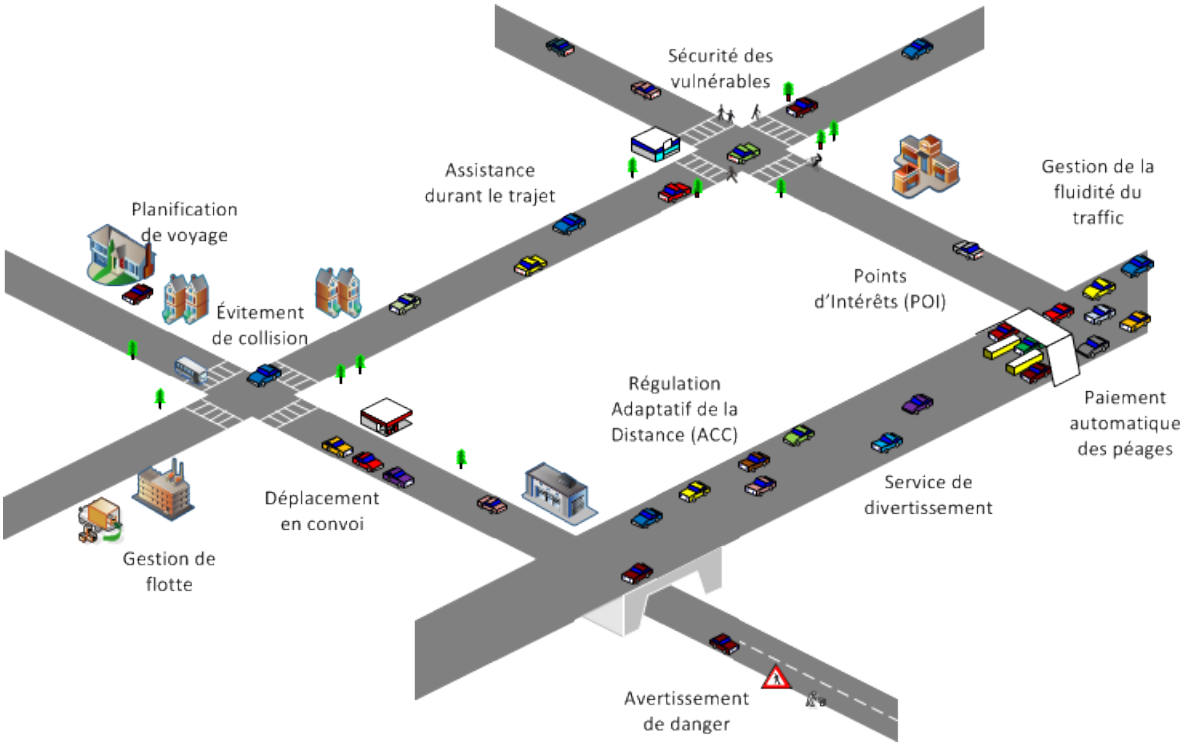


FIGURE 1.1: Exemples de systèmes de transport intelligents

Dans le cadre des ITS, les véhicules sont équipés de capteurs embarqués afin d'analyser l'environnement dans lequel ils évoluent grâce à des fonctions de perception. Ces véhicules sont également connectés et capables d'échanger de l'information avec les autres usagers à travers des communications sans fil. L'émergence de la communication véhiculaire permet aux ITS de devenir coopératifs.

Au cours de cette thèse, nous nous concentrons sur l'amélioration de la sécurité des usagers vulnérables. En effet, le manque de visibilité des personnes vulnérables (piétons, cyclistes, personnes à mobilité réduite, motocyclistes, ...) en milieu urbain est à l'origine de nombreux accidents, souvent mortels. Il apparaît donc nécessaire de développer des technologies permettant de les protéger. La raison principale de ces trop nombreux accidents est l'incapacité des conducteurs à détecter à tous moments la présence de ces vulnérables ; particulièrement en milieu urbain. Ainsi, nous adressons ce problème dans le contexte des ITS coopératifs que nous venons de décrire.

1.1.2 Sécurité des usagers vulnérables

Les usagers vulnérables de la route (VRU) sont définis par les directives des ITS comme « des usagers non motorisés tels que les piétons et cyclistes ainsi que les deux roues motorisés, les personnes handicapées ou à mobilité réduite » [1].

D'après un rapport de l'Organisation Mondiale de la Santé datant de 2013 [2], plus de 3000 personnes décèdent chaque jour dans des accidents de la route et la moitié d'entre elles sont des usagers vulnérables.

Catégorie	2000	2010
Piétons	10.4%	12.1%
Cyclistes	3.3%	3.7%
Cyclomotoristes	5.6%	6.2%
Motocyclistes	11.6%	17.6%
Vehicules Légers	65.5%	53%
Véhicules Utilitaires	1%	3.7%
Véhicules de Transport de Marchandises	1.5%	1.6%
Autres	1.1%	2%

TABLEAU 1.1: Répartition des accidents de la route mortels suivant les différentes catégories d'usagers

Le Tableau 1.1 résume le bilan des accident routiers en France en 2010 [3]. Bien que plus de la moitié des accidents mortels concernent les véhicules légers, les usagers vulnérables représentés par les quatre premières catégories sont victimes dans presque 40% des accidents mortels. Le Tableau 1.1 montre également que la part des usagers vulnérables victimes de ces accidents a augmenté pour toutes les catégories entre 2000 et 2010. Malgré la réduction globale des accidents mortels sur la route, la baisse a été moins forte pour les usagers vulnérables et il convient de proposer de nouvelles solutions pour assurer leur sécurité.

Au cours de cette thèse, la protection des usagers vulnérables est assurée par un système coopératif cherchant à éviter toute collision. L'exigence première du système que nous avons conçu est d'être capable de détecter une collision suffisamment en amont de sorte que véhicules et usagers vulnérables aient assez de temps pour mettre en place les actions assurant leur sécurité.

Des usagers tels que les piétons ont tous des apparences différentes ; les vêtements et la corpulence varient d'une personne à l'autre. La prédiction de leurs mouvements est également délicate car un piéton a la capacité de changer très rapidement de direction. Comme nous l'avons vu précédemment, les personnes vulnérables appartiennent à diverses classes d'usagers de la route (piétons, cyclistes,...) pour lesquelles il est impossible de construire un modèle commun. Le développement d'un système de protection des vulnérables s'avère complexe car de nombreux paramètres varient suivant les personnes ou sont même inconnus.

Les premières solutions de protection des usagers vulnérables sont apparues au début des années 2000 avec les projets PROTECTOR (2000-2002) [4], SAVE-U (2002-2005) [5] et LOVe (2006-2009) [6] qui utilisent le traitement de données reçues par les capteurs embarqués sur les véhicules pour protéger les piétons. Cependant, les études menées par Gerònimo *et al.* [7] et Dollar *et al.* [8] pointent les limites des systèmes de perception actuels. Dans [7], les auteurs montrent que le taux d'erreur des systèmes existants n'est pas acceptable pour envisager une utilisation sur les prochains véhicules. Ils suggèrent d'améliorer les techniques de reconnaissance en prenant en compte tous les types d'utilisateurs et de développer des nouvelles méthodes de suivi des piétons. Dans [8], les auteurs montrent l'influence de la qualité des données sur les performances de détection de piétons à partir d'images. En effet, de nombreuses méthodes donnent des résultats encourageants lorsque ces usagers sont situés dans des conditions favorables par rapport au capteur, mais dès que celles-ci se compliquent (masquage par un autre obstacle, piéton éloigné de la caméra), les performances sont fortement réduites.

Les projets WATCH-OVER (2006-2008) [9] et Ko-TAG (2009-2013) [10] ont permis la conception de boîtiers coopératifs pour protéger les usagers vulnérables. Au cours de ces deux projets, les moyens de communication ont servi comme nouvelle source d'information pour localiser et identifier les piétons à proximité du véhicule à partir de traitements sur les signaux radios. Ces solutions apportent une première approche pour résoudre certaines limites imposées par la perception comme les phénomènes d'occultation et le manque de connaissance sur l'identité des usagers vulnérables. Toutefois, ils ne profitent pas pleinement de la nature première des systèmes de communication, à savoir la dissémination d'information. Ces systèmes ont pour objectif de fournir uniquement des données au véhicule afin qu'il soit en mesure de réagir en cas de danger.

Avertir à la fois les véhicules et les usagers vulnérables n'est pas envisagé avec les solutions communicantes actuelles, alors qu'une telle approche demande une réelle coopération entre les usagers souhaitant se déplacer en toute sécurité.

L'introduction de la communication dans les ITS a contribué au développement de protocoles spécifiques pour communiquer entre véhicules, communication véhicules à véhicules (V2V), échanger des informations avec l'infrastructure routière, communication véhicules à infrastructure (V2I), ou, plus généralement, communiquer avec toute entité communicante, appelé communication V2X. Des organismes de standardisation tels que l'ETSI ont mis en place une architecture spécifique pour assurer la communication véhiculaire [11][12]. Cette architecture introduit un modèle en couches contenant les fonctionnalités à implémenter au sein des futurs véhicules. La communication véhiculaire se concentre principalement sur les communications V2V et V2I en proposant notamment de nouveaux médias de communication comme le 802.11p [13] ou des méthodes de dissémination géographique des informations [14]. Cependant, la communication entre véhicules et piétons (V2P) a été très peu abordée alors qu'elle présente un fort potentiel pour améliorer la sécurité routière.

1.1.3 Partenaires de la thèse

Ce travail s'effectue au sein de l'équipe RITS (Robotics and Intelligent Transportation Systems) d'INRIA qui est un centre de recherche dédié aux sciences du numérique. Ce projet multidisciplinaire s'inscrit dans la branche robotique d'INRIA et vise à combiner les outils mathématiques et les techniques de la robotique pour la conception de systèmes de mobilité autonomes et intelligents. Les objectifs de ces recherches sont l'amélioration du transport routier en termes de sécurité, d'efficacité, de confort et de minimisation des nuisances. L'approche technique est centrée sur les aides à la conduite, pouvant aller jusqu'à une automatisation totale. De plus, RITS dispose d'un nombre important de plateformes expérimentales permettant d'évaluer les solutions de mobilité proposées dans des environnements réels.

La thèse se fait en partenariat avec l'institut VEDECOM du Véhicule Décarboné et Communicant et de sa Mobilité qui est un institut de recherche publique-privée et de formation dédié à

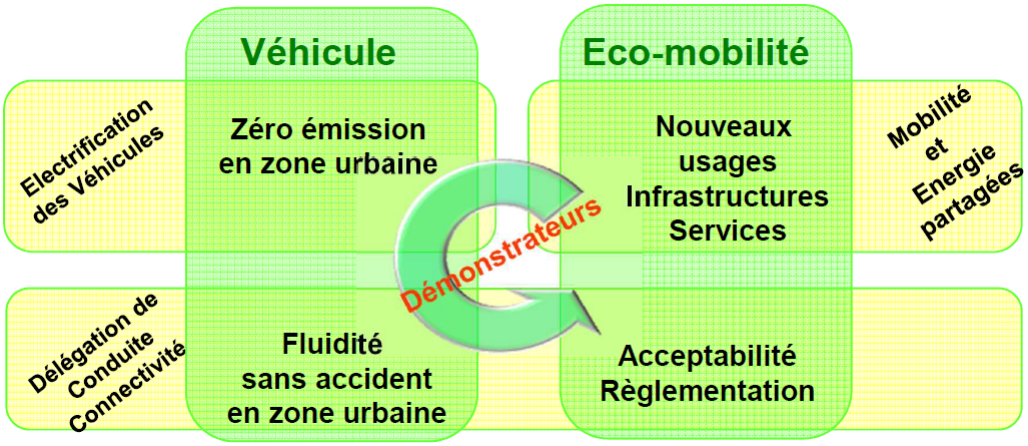


FIGURE 1.2: Organisation de l'Institut VEDECOM

la mobilité individuelle décarbonée et durable. L'objectif de l'institut VEDECOM est de traiter la mobilité dans son ensemble en orientant son travail autour de deux axes (*cf.* Figure 1.2) :

- un programme véhicule vise à concevoir le véhicule autonome et électrique dont nous disposerons dans le futur,
- un programme eco-mobilité a pour objectif de mettre en place un éco-système pour ces nouveaux véhicules.

La connectivité est un sujet commun à ces deux programmes car elle est aussi bien traitée au sein du système véhiculaire que dans le cadre des nouveaux usages numériques proposés par le programme éco-mobilité.

Le CAOR (Centre de Robotique) appartient au département Mathématiques et Systèmes de MINES ParisTech et est impliqué dans les activités d'enseignement et la recherche fondamentale et appliquée de l'École. Le centre développe de nouveaux concepts, outils ou algorithmes utilisés dans des système réels, notamment les ITS. Le CAOR collabore sur ces aspects avec l'équipe RITS au sein du consortium LaRA - La Route automatisée.

Le travail effectué dans cette thèse s'inscrit totalement dans les objectifs de ces trois partenaires.

1.2 Buts poursuivis

Le travail présenté dans cette thèse se situe dans le domaine des ITS coopératifs et vise à proposer un nouveau système pour traiter le problème de la protection des usagers vulnérables. Au sein des ITS, la perception effectue une représentation de l'environnement dans lequel évoluent les usagers de la route et la communication permet à tous ces usagers d'échanger de l'information. Ces deux notions sont généralement traitées séparément. Or, l'émergence d'applications coopératives pousse à étudier conjointement les influences qu'elles ont l'une envers l'autre. Pour aborder l'aspect coopératif à partir des fonctions de perception et de communication, il est primordial de bien comprendre leur fonctionnement individuel. Au cours de cette thèse, nous travaillerons tout d'abord indépendamment sur ces deux sujets avant de démontrer comment une coopération entre ces deux domaines présente un potentiel pour améliorer les performances des systèmes de protection des vulnérables existants.

Les buts poursuivis au cours de cette thèse sont résumés par les points suivants :

- *Percevoir les obstacles entourant le véhicule :* la perception permet d'estimer l'état des obstacles situés dans le champ de vision des capteurs embarqués, mais se trouve limitée par le phénomène d'occultation qui masque certaines parties de l'environnement. Une classification des obstacles détectés par un véhicule est très importante afin de mieux évaluer la situation et agir sur le système de communication par la création et l'échange de messages spécifiques.

- *Mettre en place la communication V2P :* la communication entre véhicules et usagers vulnérables a pour objectif d'échanger de l'information permettant à chacun d'assurer sa sécurité. La communication V2P n'est pas présente dans les standards de communication véhiculaire et s'avère particulière en raison des ressources énergétiques limitées des appareils transportés par les piétons et de la surcharge du canal provoquée par le nombre potentiellement élevé d'utilisateurs. Le système de perception influence la communication V2P en définissant, par exemple, des aires de dissémination pour les messages envoyés de manière dynamique.

- *Fusionner les informations provenant de la perception et de la communication :* la coopération entre les usagers de la route permet de traiter des scénarios plus complexes pour lesquels le véhicule dispose d'informations provenant de la perception et de la communication V2P. La communication a une meilleure capacité de fonctionnement que la perception lorsqu'un obstacle introduit un masquage entre un piéton et un véhicule, mais est incapable de localiser précisément les usagers sans l'apport de données appropriées. La modélisation puis la fusion des informations de ces deux systèmes permet de traiter des cas d'usage complexes et de mieux assurer la protection des usagers vulnérables.

1.3 Contributions de la thèse

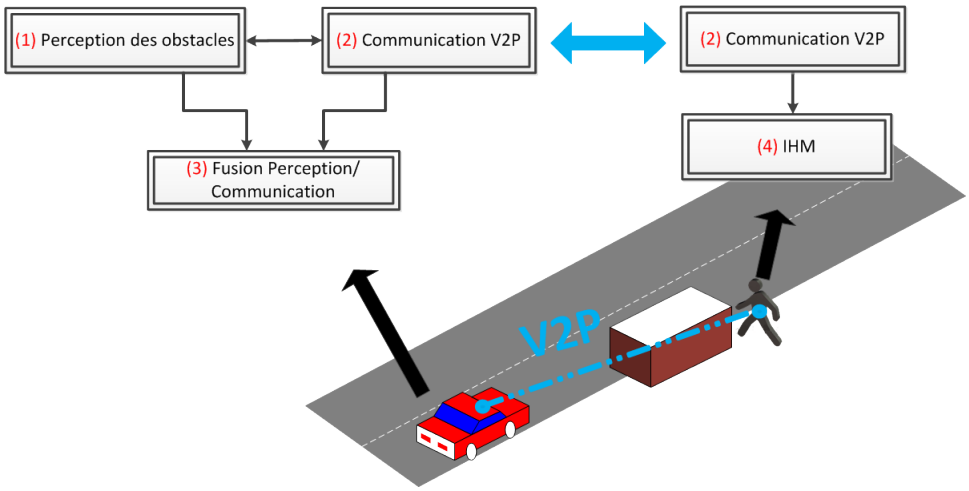


FIGURE 1.3: Schéma des contributions et de leurs interactions

La principale contribution de cette thèse réside dans l'introduction d'un nouveau système coopératif pour la protection des usagers vulnérables. Cette solution se distingue de l'état de l'art car elle apporte une sécurité commune aux usagers de la route de manière coopérative et s'appuie sur la capacité de la communication à échanger une information très riche.

La Figure 1.3 schématise nos contributions divisées autour des quatre fonctions suivantes :

(1) *Perception des obstacles* - Les obstacles routiers sont classifiés en plusieurs classes à partir

des données obtenues depuis un télémètre laser. Pour cela, nous introduisons le calcul de caractéristiques spécifiques aux usagers rencontrés dans un environnement urbain et proposons d'effectuer une estimation bayésienne de la classe à partir d'observations successives d'un même obstacle.

(2) *Communication V2P* - Véhicules et piétons s'échangent des informations de manière distribuée. Afin de limiter l'envoi de messages par les piétons, les données émises par les véhicules sont uniquement disséminées dans des régions géographiques où un accident risque de se produire. Nous proposons l'introduction de nouvelles zones géographiques de dissémination calculées depuis la détection d'obstacles occultant et une nouvelle approche de routage géographique vers les régions masquées pour un véhicule.

(3) *Fusion Perception/Communication* - Les informations obtenues par les moyens de perception et de communication sont fusionnées par le véhicule. Nous proposons une modélisation de la perception et de la communication mettant en avant les atouts et limites de chacun des systèmes. Une association des données provenant de la perception et de la communication V2P est finalement envisagée.

(4) *IHM* - Une interface homme-machine (IHM) avertit les usagers vulnérables du danger grâce à une application installée sur leur smarthpone. Le système coopératif proposé a été évalué à partir de tests réels réalisés en environnement extérieur sur les plateformes de l'équipe RITS.

1.4 Structure du document

Le chapitre 2 présente plus précisément les motivations de la thèse. Il décrit les conditions dans lesquelles se produisent les accidents entre véhicules et usagers vulnérables d'une part et d'autre part introduit les exigences et scénarios retenus pour évaluer le système de protection des usagers vulnérables. Les moyens de perception et communication à disposition des véhicules pour assurer cette protection sont définis et un état de l'art des projets existants dans ce domaine est effectué.

Le chapitre 3 présente des méthodes de perception pour la protection des usagers vulnérables. Les différents traitements d'un système multi-capteurs pour détecter, localiser et classifier les usagers vulnérables sont détaillés. Finalement, une méthode est introduite pour classifier les obstacles routiers entourant un véhicule depuis leur détection par un système laser.

Le chapitre 4 se concentre sur l'introduction de la communication V2P dans le domaine de la communication véhiculaire. Nous montrons comment la communication V2P s'intègre dans les architectures existantes et nous détaillons quels types de messages doivent être transmis pour assurer la protection des usagers. Finalement, nous définissons la dissémination géographique des messages pour la communication V2P en proposant des aires de destination et un routage géographique des paquets depuis les informations de perception.

Le chapitre 5 introduit les applications coopératives pour la protection des vulnérables. Il met en avant les complémentarités des systèmes de perception et de communication pour la construction de solutions coopératives. Nous proposons une modélisation de ces systèmes ainsi qu'une méthode pour fusionner les informations qu'ils délivrent. Finalement, une application destinée à alerter les usagers vulnérables du danger, appelée V2ProVu, est présentée.

Le chapitre 6 présente l'évaluation des performances des solutions proposées. La classification des obstacles routiers est tout d'abord évaluée depuis une base de données publique. Ensuite, la capacité des communications Wi-Fi à alerter correctement les usagers du danger est déterminée. Finalement, les avantages d'une coopération entre les modules de perception et de communication sont démontrés à partir de scénarios d'accidents et évalués par des tests sur les plateformes de l'équipe RITS.

Le chapitre 7 apporte une conclusion à cette thèse ainsi que des perspectives qui n'ont pas été abordées dans ce document mais qui sont à envisager pour améliorer le système coopératif.

2

Motivation et Préliminaires

1.1 Contexte **1**

1.1.1 Systèmes de transports intelligents 1

1.1.2 Sécurité des usagers vulnérables 3

1.1.3 Partenaires de la thèse 5

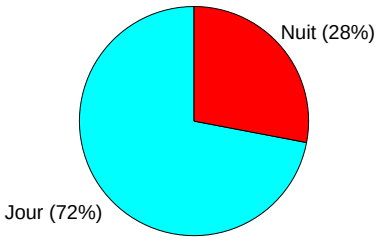
1.2 Buts poursuivis **7**

1.3 Contributions de la thèse **8**

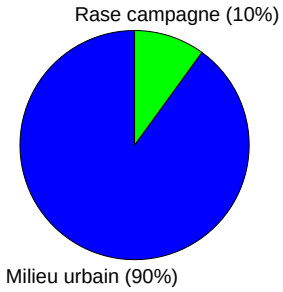
1.4 Structure du document **9**

2.1 Application de protection des usagers vulnérables

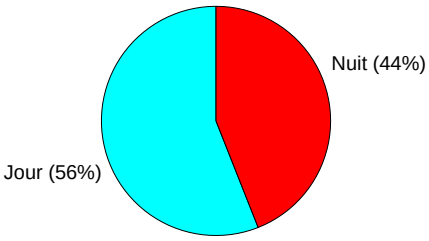
2.1.1 Étude des accidents de la route impliquant des usagers vulnérables



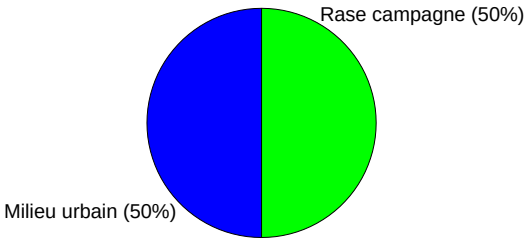
(A) Accidents en fonction de la période de la journée.



(B) Accidents en fonction de l'environnement extérieur.



(C) Accidents mortels en fonction de la période de la journée.



(D) Accidents mortels en fonction de l'environnement extérieur.

FIGURE 2.1: Répartition des accidents impliquant des usagers vulnérables.

L'Observatoire National Interministériel de la Sécurité Routière (ONISR) présente une analyse des accidents de la route selon plusieurs critères [3] tels que la période de la journée et l'environnement extérieur comme illustré sur la Figure 2.1.

D'après les Figures 2.1a et 2.1b, les accidents se produisent plus régulièrement en plein jour et en milieu urbain, c'est à dire, quand la circulation est dense. Cependant, lorsque seuls les accidents mortels sont considérés (Figures 2.1c et 2.1d), le bilan est plus équilibré. Ceci s'explique par des conditions plus difficiles pour identifier le danger en amont durant la nuit et par une vitesse plus élevée en rase campagne. La configuration des systèmes embarqués sur un véhicule doit permettre de traiter toutes les conditions d'illumination avec des capteurs tels que les lasers de même qu'avec des communications radio.

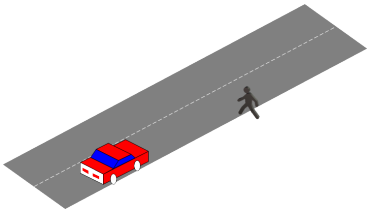
Les deux roues motorisés en Ile-de-France ont fait l'objet d'une étude spécifique par la Direction Régionale et Interdépartementale de l'Équipement et de l'Aménagement (DRIEA) dans le document [15]. La plupart des accidents mortels relatifs à ce moyen de transport ont lieu durant l'été, période pendant laquelle la pratique de la moto est accrue, notamment dans le cadre d'activités de loisir. Plus de 40% des accidents mortels pour les deux roues motorisés sont causés par une collision avec un véhicule léger. Au niveau technologique, les deux roues motorisés sont plus proches des véhicules car ils ont la capacité d'embarquer des systèmes de protection. Malgré le besoin identifié, nous ne traitons pas ce type d'usagers durant la thèse.

Une étude traitant plus particulièrement des enjeux liés à la sécurité des usagers vulnérables en Ile-de-France a été menée par la DRIEA [16] et fournit plus de détails sur les accidents concernant les piétons et les cyclistes. D'après cette étude, 80% des accidents sont survenus alors que le piéton traversait la route. Plus précisément, la moitié des accidents se produit au niveau de passages piétons, 30% à moins de 50 m d'un passage piétons et le reste des accidents à plus de 50 m d'un passage aménagé.

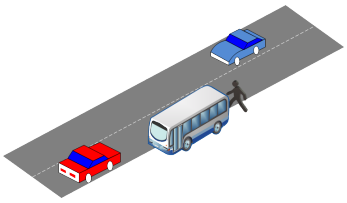
Ces études démontrent clairement que la principale source d'accident pour les usagers vulnérables provient d'une collision avec un véhicule léger. Les conditions de visibilité et de circulation sont des paramètres importants. En effet, la majorité des accidents ont lieu aux heures pendant lesquelles de nombreux usagers empruntent les routes, ce qui rend la détection des situations à risque plus délicate. Les accidents mortels se produisent souvent lorsque la vitesse des véhicules est élevée et que la détection des usagers vulnérables est compliquée du fait de mauvaises conditions comme la nuit ou la pluie.

Les accidents impliquant les usagers vulnérables sont de nature très variée. En conséquence, la définition de cas d'usage traitant toutes les situations est impossible. Dans la suite de la thèse, nous avons choisi de concentrer notre démonstration sur des scénarios avec différents niveaux de complexité pour lesquels un piéton traverse la route, ce qui représente une majorité des situations d'accidents.

2.1.2 Scénarios pour l'évaluation des systèmes de protection des vulnérables



(A) Piéton traversant la rue devant le véhicule (LOS).



(B) Piéton masqué par un obstacle (NLOS).

FIGURE 2.2: Cas d'usage évalués durant la thèse.

Les scénarios retenus pour évaluer le système de protection des vulnérables se concentrent sur un piéton traversant la rue à l'abord ou non d'un passage pour piétons. Nous proposons deux scénarios afin d'évaluer la capacité du système à gérer différentes conditions de visibilité par rapport au champ de vision (FOV) du véhicule : lorsque le piéton est visible depuis le véhicule (LOS - Line of Sight), lorsque le piéton est masqué par un obstacle (NLOS - Non Line of Sight).

La Figure 2.2 illustre ces situations dans lesquelles le véhicule intelligent est la voiture rouge :

- Un piéton souhaite traverser la route devant un véhicule (Figure 2.2a).
- Un piéton est masqué par un obstacle et souhaite traverser la route (Figure 2.2b).

2.1.3 Exigences relatives à un système de sécurité des vulnérables

2.1.3.1 Exigence pour la protection des vulnérables

Un système de sécurité des vulnérables a pour but de protéger les usagers en les alertant du danger avant qu'une collision ne puisse être évitée.

Le temps disponible avant collision t_{sta} est défini en fonction de la distance entre le véhicule et le piéton d, la vitesse du véhicule v_V, le temps nécessaire pour percevoir le danger t_p ainsi que le temps nécessaire à la réaction t_r dans l'équation (2.1). La contrainte sur un système de sécurité est de maintenir $t_{sta} > 0$.

$$t_{sta} = \frac{d}{v_V} - t_p - t_r \tag{2.1}$$

L'équation (2.1) s'appuie sur un modèle de déplacement à vitesse constante du véhicule afin de mettre en avant le pire scénario, c'est à dire, celui pour lequel aucune action n'est engagée. Ainsi, cette équation s'applique aussi bien aux véhicules qu'aux usagers vulnérables. Les paramètres t_p et t_r sont toutefois différents pour un piéton ou un véhicule et doivent être adaptés suivant la cible de l'alerte.

Afin d'évaluer le niveau de danger, l'estimation de la distance véhicule - usager vulnérable est nécessaire. Si une telle estimation n'est, par définition, pas parfaite, il est toutefois possible de caractériser son incertitude et d'en déduire l'erreur maximale de positionnement qui est faite. Si nous notons Err_V et Err_P les erreurs de positionnement d'un véhicule et d'un piéton, respectivement, et t_l le temps de retard introduit par le système, alors, la distance sur-estimée est bornée par la somme des différentes erreurs.

$$Err_{pos} = Err_V + Err_P + v_V \times t_l \tag{2.2}$$

Finalement, satisfaire la contrainte t_{sta} signifie que l'alerte envers les usagers doit être donnée

avant que la distance d soit inférieure à une distance d_{min} définie dans (2.3).

$$d_{min} = v_V \times (t_p + t_r) + Err_{pos} \tag{2.3}$$

La performance du système de protection est caractérisée par la probabilité de recevoir une alerte avant que la distance véhicule-piéton soit inférieure à d_{min}. Cette probabilité est notée $P_A(d_{min})$ et est évaluée durant nos expériences dans la section 6.3.4 pour déterminer si les exigences requises pour le système de protection des usagers vulnérables sont satisfaites.

2.1.3.2 Exigences pour les caractéristiques du système

Pour être en mesure d'assurer efficacement la sécurité des usagers vulnérables, un système coopératif doit en outre satisfaire les exigences suivantes :

- *Fournir une information concise et utile suffisamment en amont* pour permettre aux usagers de s'entraider à assurer leur sécurité et de ne pas recourir à des arrêts d'urgence. Comme cela est introduit dans la section 2.1.3.1, si le temps disponible avant collision est important lors de l'établissement d'un premier contact entre un véhicule et un piéton, alors ces deux usagers peuvent mieux prédire le comportement de l'autre pour éviter toute collision.

- *Fonctionner dans de multiples conditions* pour être capable de protéger les usagers de jour comme de nuit et dans de nombreuses conditions météorologiques. En effet, la section 2.1.1 a montré la diversité des situations d'accidents. Une large variété de sources d'information (capteurs et moyens de communication) peut rendre le système plus robuste à ces changements de conditions.

- *Gérer les obstacles* pour détecter les situations de danger et celles pour lesquelles un usager vulnérable peut être masqué. Le système doit être capable de connaître un ensemble d'usagers vulnérables avec lesquels une collision risque de se produire et doit prédire les

déplacements de ces usagers. L'estimation des paramètres de position, vitesse et classe des usagers vulnérables est souhaitable pour atteindre cette exigence.

- *Gérer les ressources énergétiques* des dispositifs communicants des usagers vulnérables pour lesquels la batterie est limitée. En effet, les usagers vulnérables sont munis de dispositifs avec une faible source d'énergie et la solution choisie doit privilégier les calculs au niveau des véhicules et laisser aux piétons le minimum nécessaire.

- *Éviter les fausses alarmes.* Le système ne doit pas avertir les usagers lorsqu'il n'y a aucun danger au risque d'être abandonné s'il fournit des alarmes inutiles trop régulièrement.

- *Être facilement intégrable et/ou portatif.* Le système doit s'intégrer dans les futurs véhicules et être facilement transporté par les usagers vulnérables afin qu'il soit largement accepté.

2.1.3.3 Métriques d'évaluation de performances

Lors de l'évaluation, des fonctions de coût, appelées métriques, mesurent comment les exigences sont satisfaites par les solutions proposées. Plusieurs métriques établissent les performances d'un système pour valider son fonctionnement final. Les métriques suivantes sont usuellement utilisées avec la perception et la communication :

- L'*erreur quadratique moyenne* décrit l'erreur d'un estimateur par rapport à la valeur exacte et peut ainsi caractériser la qualité des estimations de position et de vitesse.

- La détection et la classification sont évaluées en termes de *précision et rappel.* La *précision* caractérise le nombre d'objets correctement détectés par rapport au nombre total de détections, $precision = \frac{TP}{TP+FP}$. Le *rappel* caractérise la capacité du système à correctement estimer la classe des objets d'une classe donnée, $rappel = \frac{TP}{TP+FN}$. Dans les équations ci-dessus, TP est le nombre d'objets correctement détectés, FP est le nombre de détections erronées, et FN est le nombre d'objets non détectés.

- La communication est évaluée par rapport au *taux de réception correcte* (PDR) qui caractérise la capacité des usagers à échanger de l'information au sein du réseau. Le *temps de*

réception inter-paquet (PIR) établit le temps nécessaire pour mettre à jour les informations reçues depuis un émetteur. Cette métrique est importante dans le contexte dynamique des ITS.

- Le *temps de traitement* est également un critère à prendre en compte pour des systèmes critiques tels que des applications d'évitement de collision. Ce temps de traitement comprend à la fois le temps requis pour traiter l'information par les différents systèmes, mais également les retards induits par les échanges entre usagers.

2.2 Définition de notions pour les ITS

2.2.1 Perception pour les véhicules intelligents

La perception est définie pour les êtres humains comme un événement cognitif visant à interpréter l'environnement à partir d'informations fournies par les sens. Sa transposition au domaine de la robotique revient à modéliser l'environnement extérieur à partir d'informations acquises par le robot (ou véhicule) pour lui permettre de prendre les meilleures décisions. La fonction de perception s'applique à traiter les données, reflétant l'état de l'environnement, acquises par les différents capteurs disponibles sur les usagers et l'infrastructure routière.

Dans le contexte des véhicules intelligents, la modélisation de l'environnement peut être exploitée à plusieurs fins selon le niveau d'automatisation du véhicule.

- Pour les voitures non automatisées, la perception fournit des informations pertinentes au conducteur et lui apporte une assistance. Les systèmes automatisés d'aide à la conduite (ADAS) illustrent ces besoins en offrant une aide aux conducteurs grâce aux informations collectées par les capteurs et traitées au sein du véhicule. Dans ce contexte, les moyens de perception développés sont très spécifiques au problème posé et les exigences assez faibles car le conducteur reste à tout moment responsable de son véhicule.

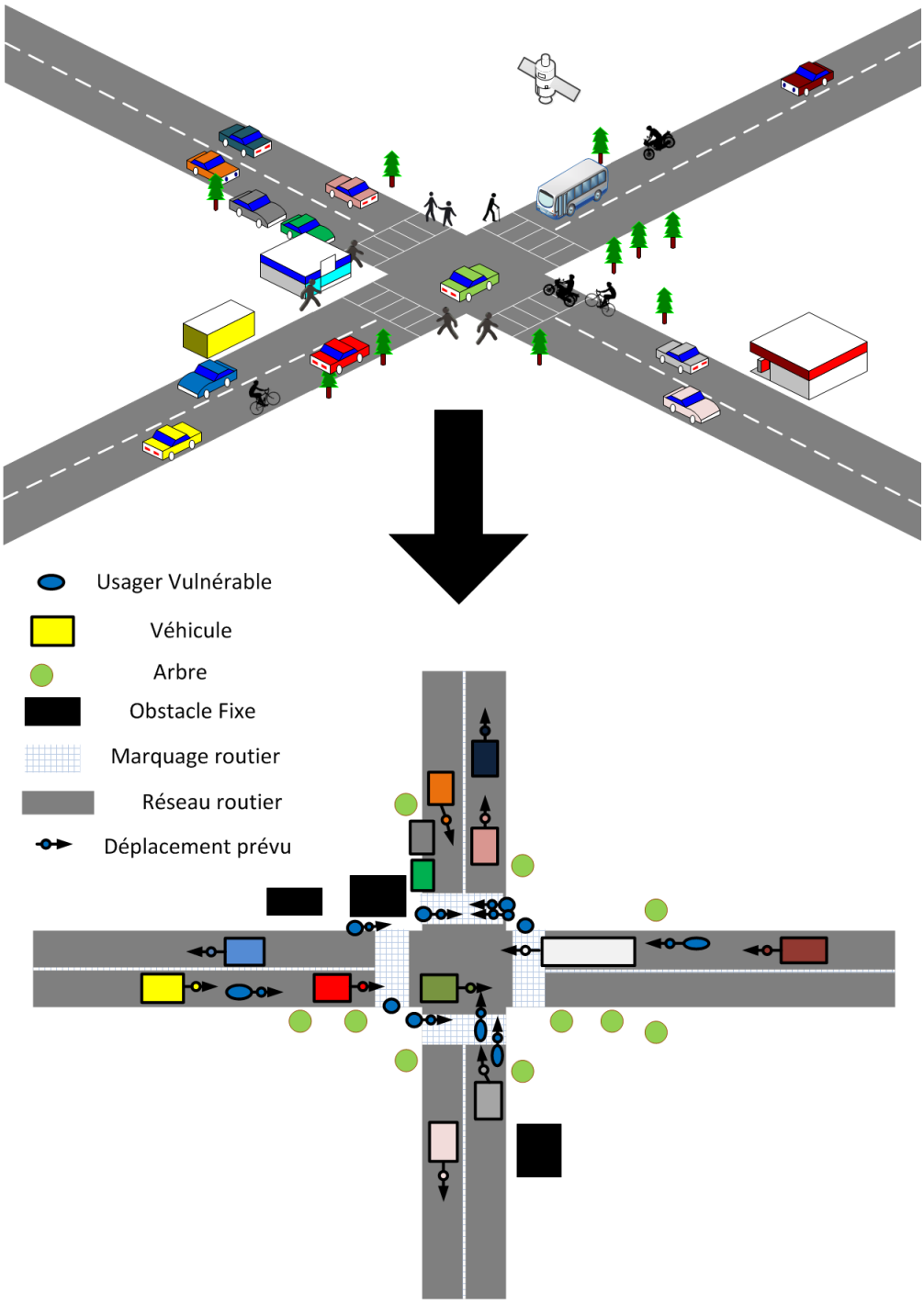


FIGURE 2.3: Représentation multi-échelle d'un scénario routier par le système de perception

- Pour les véhicules autonomes, le système de perception constitue le point de départ de la chaîne de traitement permettant à un véhicule d'évoluer de manière sûre dans son environnement. En effet, le modèle fourni par le système de perception est ensuite exploité par les différents modules de planification et de contrôle du véhicule. Les exigences pour le système de perception sont très élevées et il est crucial pour les futurs véhicules autonomes d'être capable de modéliser au mieux l'environnement du véhicule et de caractériser précisément l'incertitude liée à cette modélisation.

La Figure 2.3 illustre comment un scénario urbain est idéalement modélisé par le système de perception. Cette illustration montre comment le scénario peut être décrit de manière globale. La carte est représentée avec ses différents éléments (voie de circulation, marquages et panneaux, intersections,...) et l'état des différents usagers (position, vitesse, classe,...). L'information est décrite à plusieurs niveaux. Les éléments de l'environnement (obstacles mobiles et obstacles fixes) sont représentés par leur position dans un repère cartésien et la classe d'obstacle à laquelle ils appartiennent. Mais, l'information peut également être décrite de manière sémantique pour permettre au véhicule de mieux définir ses actions. Par exemple, lorsqu'une voie de circulation est détectée, un sens de déplacement privilégié peut lui être attribué et des autorisations de dépassement différentes peuvent être données suivant la nature des lignes de marquage.

Sur la Figure 2.3, la modélisation effectuée est idéale, or, dans la réalité, de nombreux facteurs conduisent à une modélisation partielle, incertaine et imprécise de l'environnement [17].

La perception de l'environnement s'effectue à l'aide de capteurs fournissant des observations du monde extérieur. Chaque type de capteur apporte des informations de nature différente sur l'environnement et possède un FOV propre. La diversité des capteurs disponibles offre un large choix lors de la conception du système. La connaissance et la description du fonctionnement de ces capteurs sont donc primordiales pour concevoir un système efficace.

Le phénomène d'*occultation* est la limite principale des capteurs embarqués et se matérialise lorsqu'un objet obstrue le capteur d'une partie de l'espace. La présence d'objets larges bloque la propagation du signal émis depuis le capteur vers certaines régions de l'environnement ou inversement depuis un autre objet en direction du capteur. Donc, le capteur considéré ne peut

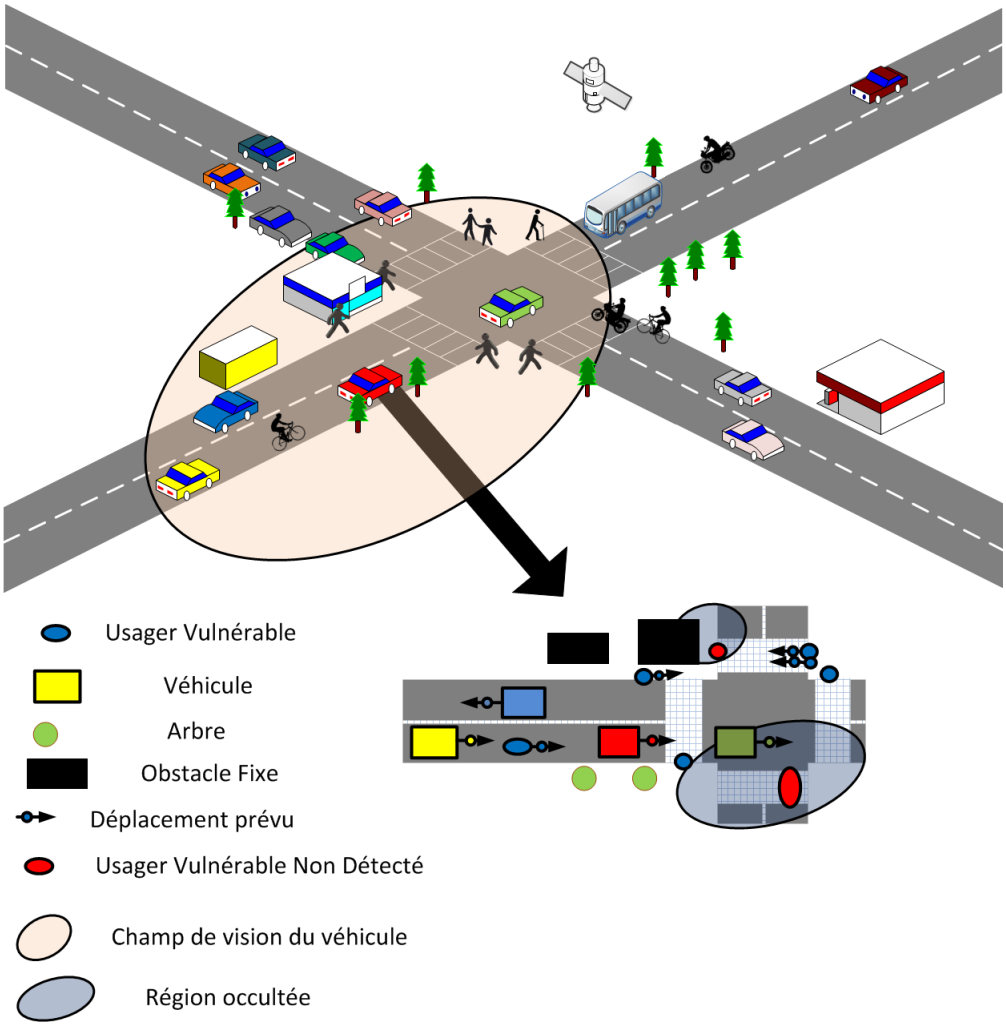


FIGURE 2.4: Perception de l'environnement par la voiture rouge

pas obtenir de mesure sur ce qui se situe derrière cet objet. L'objet situé au premier plan est appelé objet *occultant* alors que l'objet masqué est appelé *occulté*. Lorsque les objets considérés sont assez grands, un phénomène d'*occultation partielle* peut se produire, c'est à dire que l'objet occultant ne masque qu'une partie de l'objet occulté. Au niveau du système de perception, ce phénomène est généralement traduit par une notion d'incertitude sur l'état de l'environnement occulté et diverses techniques peuvent être mises en œuvre pour lever cette incertitude. En conséquence, le phénomène d'occultation d'un objet par un autre est fréquemment rencontré et nécessite une attention particulière, notamment lorsque l'application visée est liée à la protection

des usagers vulnérables.

La perception est tout d'abord individuelle et permet à chaque véhicule d'avoir une représentation partielle de l'environnement dans lequel il évolue. Cependant, les limitations physiques des moyens d'acquisition usuels ne permettent pas de gérer tous les scénarios rencontrés dans un environnement urbain pour un système de sécurité.

La Figure 2.4 illustre la représentation parfaite de l'environnement faite par la voiture rouge à la vue de ses connaissances limitées sur l'environnement. Deux zones d'occultation (zones bleu foncé) sont clairement distinguées et mènent à la non-détection de deux usagers vulnérables (représentés en rouge). La Figure 2.4 montre également que nous ignorons si le piéton qui se situe à la droite du véhicule rouge traversera la rue ou non. En conséquence, même si le système de perception avait la capacité de fonctionner parfaitement, il lui est impossible de donner des informations pour certaines situations. Cela justifie l'utilisation d'autres approches telle que la communication véhiculaire.

2.2.2 Communication véhiculaire

La communication est un processus de mise en relation entre personnes pour participer à un échange d'information. Les télécommunications sont définies lorsque cet échange s'effectue à distance par des moyens technologiques.

Au cours des dernières années, de nombreux chercheurs se sont intéressés à l'exploitation des moyens de télécommunications pour les véhicules routiers. En effet, la communication véhiculaire offre de nouveaux services afin de sécuriser, rendre plus opérationnels et plus agréables les moyens de transport actuels. Les véhicules peuvent s'informer mutuellement de la présence de dangers sur la route pour améliorer la sécurité routière. Ils sont également munis d'accès à internet et proposent des services de divertissement aux utilisateurs pour rendre leur voyage plus agréable. Dans ce contexte, les usagers de la route sont connectés les uns aux autres pour créer un réseau véhiculaire. De plus, une infrastructure connecte les véhicules du réseau aux services disponibles sur internet. Dans ce contexte, deux types de communications sont généralement à distinguer :

la communication véhicules-véhicules (V2V) et la communication véhicules-infrastructure (V2I). Récemment, la communication véhicules-piétons (V2P) est apparue avec le développement des smartphones.

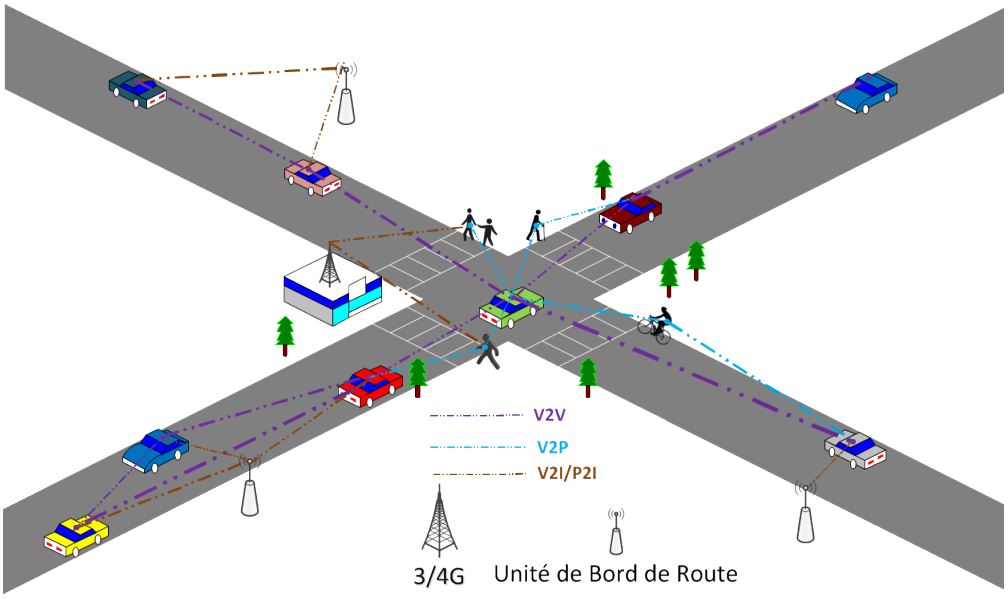


FIGURE 2.5: Scénario de communication véhiculaire

Les modes de communication dans les réseaux véhiculaires (VANET) sont illustrés par les communications V2V, V2I et V2P dans la Figure 2.5.

La présence d'une infrastructure dédiée telle que les unités de bord de route (UBR) et les réseaux mobiles 3/4G fournit l'accès aux services internet pour tous les usagers connectés.

La communication V2V s'effectue en mode ad-hoc, c'est à dire, sans infrastructure. Elle permet aux usagers d'échanger directement de l'information et aux véhicules non connectés à un UBR de bénéficier tout de même d'un accès à certaines applications.

De nouveaux services sont définis par la communication véhiculaire et enrichissent les systèmes de transports actuels.

- Les services de sécurité améliorent la sécurité routière en avertissant les usagers des dangers qu'ils peuvent rencontrer durant leur voyage. Ces applications sont les plus critiques dans le

domaine véhiculaire car elle doivent s'appuyer sur une information sure et des transmissions rapides et fiables.

- Les services de gestion proposent des itinéraires adaptés et optimisent l'utilisation de l'infrastructure routière. Pour des véhicules automatisés, un centre de gestion s'assure de leur bon état et de leur affecter des missions. Pour ces applications, il est important que les véhicules se signalent en temps réel vers le centre de gestion, mais aussi qu'ils soient joignables à tout moment depuis le centre de gestion et depuis les autres véhicules de la flotte.

- les services de divertissement proposent l'accès à des contenus situés sur Internet pour agrémenter le trajet des usagers. Certaines applications de divertissement sont plus spécifiques au système véhiculaire telles que les applications de points d'intérêts (POI) qui fournissent des informations géolocalisées aux usagers de la route. Ces applications nécessitent une bonne connectivité à Internet afin que les usagers profitent pleinement de services comme l'accès à leur boîte mail ou la visualisation de vidéos en ligne.

Le développement des systèmes de télécommunications entre ordinateurs a conduit à la mise en place de standards pour organiser la façon dont les différentes machines d'un réseau échangent des données. Le modèle OSI (Open Systems Interconnection), décrit par le document de l'union internationale des télécommunications [18], définit sept couches pour organiser les systèmes communicants. Dans le document [11], l'ETSI, organisme européen chargé de la standardisation, définit une architecture pour la communication véhiculaire en s'inspirant du modèle OSI. Cette architecture est appelée ETSI ITS [11]. La Figure 2.6 illustre de manière générale comment un message de données émis par un premier véhicule traverse les différentes couches avant d'être envoyé sur le lien physique et remonte ensuite entre les couches à la réception pour être reçu par le destinataire. Chacune des couches encapsule les données de la couche précédente avec un en-tête spécifique. Lors de la réception du message, l'en-tête est extrait et sert à remonter les données vers le récepteur.

Les couches du modèle ETSI ITS sont définies de la manière suivante :

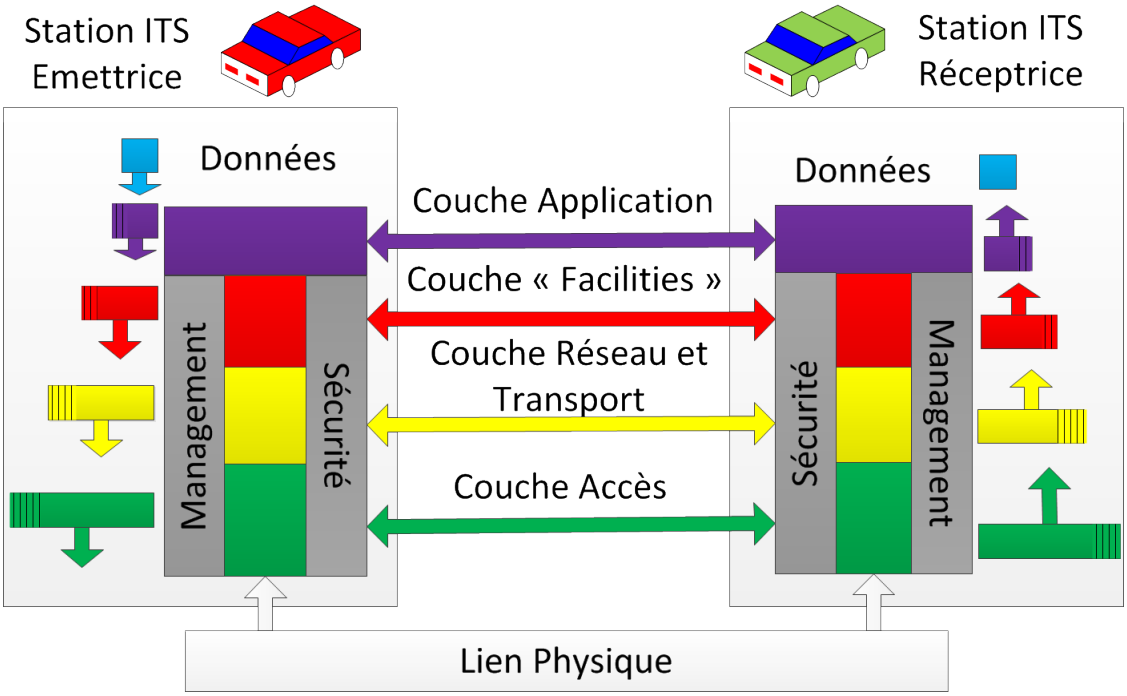


FIGURE 2.6: Modèle en couches pour la communication véhiculaire

- la *Couche Application* fournit l'accès au réseau aux applications véhiculaires,
- la *Couche « Facilities »* gère les sessions entre différentes applications et fournit un support aux services des ITS ayant des fonctions communes,
- la *Couche Réseau et Transport* est responsable de l'envoi des données à travers le réseau et de la gestion de la connectivité,
- la *Couche Accès* s'occupe de la transmission des messages au niveau physique et liaison de données entre les nœuds communicants.

De plus, l'ETSI définit deux fonctionnalités transverses :

- la couche *management* contient différentes fonctions apportant un support à chacune des couches,
- la couche *sécurité* est chargée de la sécurisation de la communication à tous les niveaux.

Des nouveaux protocoles de communication sont spécifiés pour chacune des couches. En effet, le caractère fortement dynamique des réseaux véhiculaires requiert la conception de protocoles adaptés.

Par définition, la communication a pour objectif d'assurer la transmission fiable de données entre un émetteur et un récepteur. Elle est généralement transparente pour les applications qui l'utilisent. Cependant, certains services développés dans le cadre des ITS, particulièrement les systèmes de sécurité, présentent des particularités quant aux contraintes de temps de transmissions et aux destinataires des messages envoyés. Il convient donc d'étudier particulièrement les architectures de communication proposées pour les futurs véhicules et de déterminer comment les informations connues par le véhicule peuvent servir à communiquer plus efficacement.

2.2.3 Système coopératif

La coopération se définit comme l'action réunissant plusieurs personnes mettant un travail en commun. Cette coopération se fait dans un but commun que chacun peut accepter. Elle nécessite donc un accord et une collaboration volontaire des différents protagonistes.

Dans le domaine des nouvelles technologies, les systèmes coopératifs ont vu le jour grâce à l'émergence des moyens de communication. En effet, les nœuds communicants sont capables d'échanger diverses informations à travers le réseau et d'en faire bénéficier tous les membres connectés. Un système coopératif est défini par une application partagée entre plusieurs utilisateurs acceptant de participer à ce processus collaboratif.

La communication véhiculaire a la capacité d'augmenter le champ de perception. Classiquement, la perception s'effectue au sein de chaque véhicule qui appuie ses décisions sur ses propres mesures. Ceci permet notamment de respecter les contraintes temps réels relatives aux applications ITS ainsi qu'en termes de confiance et de sécurité liées à ce type d'applications critiques. Cependant, comme illustré sur la Figure 2.4, certaines situations ne peuvent pas être détectées uniquement par la perception. Lorsque véhicules, usagers vulnérables et infrastructure communiquent, certaines ambiguïtés peuvent être levées.

Les systèmes de communication ont ainsi une fonction de capteur environnemental pour les systèmes de perception en fournissant des mesures inaccessibles jusque là. Elles peuvent à la fois agir comme un capteur passif en se servant des signaux radio reçus et fournir des données environnementales à l'usager. Cependant, la communication véhiculaire agit également comme un tout nouveau type de capteur capable de fournir de l'information ayant une sémantique et un contenu important par rapport aux mesures physiques obtenues depuis les capteurs classiques. Toute cette nouvelle information enrichit la perception, mais il faut définir comment la traiter correctement.

La représentation de l'environnement effectuée par la perception influence également la communication véhiculaire. Comme illustré sur la Figure 2.6, une architecture spécifique a été définie pour les futures applications coopératives. En effet, la couche « facilities » définit des types de messages standards permettant aux véhicules d'annoncer leur présence ou de signaler des événements rencontrés tels qu'un accident. La fonction de management présente dans cette architecture collecte et organise les données relatives au voisinage du véhicule et agit sur la transmission des données pour participer activement au processus coopératif. Les fonctions de perception participent de cette manière au fonctionnement de la communication véhiculaire.

Lorsque l'on aborde les systèmes coopératifs, il est nécessaire de définir un repère commun pour tous les usagers. En effet, lorsque chaque utilisateur s'appuie uniquement sur ses propres moyens de perception, il représente son environnement dans son repère local. Toutefois, pour partager les informations dont chacun dispose, il est nécessaire de positionner tous les usagers dans un même repère. Un tel repère existe avec les coordonnées géographiques définies par la latitude, la longitude et l'élévation. Pour obtenir ces données, les moyens actuels s'appuient sur des systèmes de positionnement par satellites (GNSS - Global Navigation Satellite System) qui sont fortement perturbés en milieu urbain (perte de signal) et dont la précision est de l'ordre de 10 m même avec de bonnes conditions, ce qui est insuffisant lorsque l'on aborde la conduite autonome et la sécurité routière. Ces limites sont actuellement le verrou technologique ne permettant pas aux applications coopératives critiques de s'imposer. Une meilleure interaction entre les fonctions de perception et de communication a le potentiel de repousser ces limites.

2.3 État de l'art des systèmes de protection des vulnérables

Dans cette partie, nous détaillons les projets destinés spécifiquement à améliorer la protection des usagers vulnérables. De cette manière, nous mettons en avant les problèmes levés par ces travaux passés et nous montrons en quoi ils sont encore insuffisants pour traiter complètement le cas de la sécurité des usagers vulnérables dans les environnements urbains.

2.3.1 Des projets européens : PROTECTOR et SAVE-U

Les premiers projets européens tels que PROTECTOR (2000-2002) et SAVE-U (2002-2005) avaient pour but la conception de systèmes de protection des piétons à partir de données multi-capteurs.

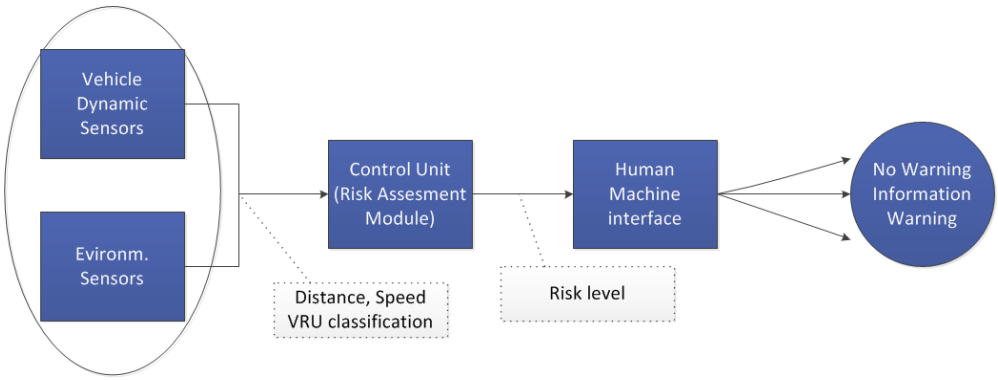


FIGURE 2.7: Architecture générale du projet PROTECTOR

Le projet PROTECTOR fut le premier projet européen à traiter la sécurité des usagers vulnérables. La Figure 2.7 décrit l'architecture globale du système PROTECTOR et elle a été introduite dans [4]. Ce système introduit en particulier une IHM pour communiquer vers le conducteur du véhicule ainsi qu'un module évaluant les risques de collision.

Afin de détecter et classifier les usagers vulnérables, trois modules distincts ont été développés au cours de ce projet. Le premier s'appuie sur trois radars montés sur le côté d'un camion. Les usagers vulnérables sont détectés depuis les données radar pour ensuite estimer le risque de

collision. Le second est basé sur un véhicule équipé de deux caméras avant. Dans ce système, les piétons sont détectés, classifiés et pistés à partir des données de stéréovision. La troisième solution utilise un capteur laser à l'avant d'une voiture afin de détecter et pister les obstacles devant le véhicule. Finalement, les obstacles sont classifiés pour ne fournir au module d'évaluation du danger que les usagers vulnérables.

Le projet PROTECTOR a présenté des performances limitées car les trois systèmes fonctionnent séparément, mais il a ouvert la voie dans le domaine de la protection des vulnérables.

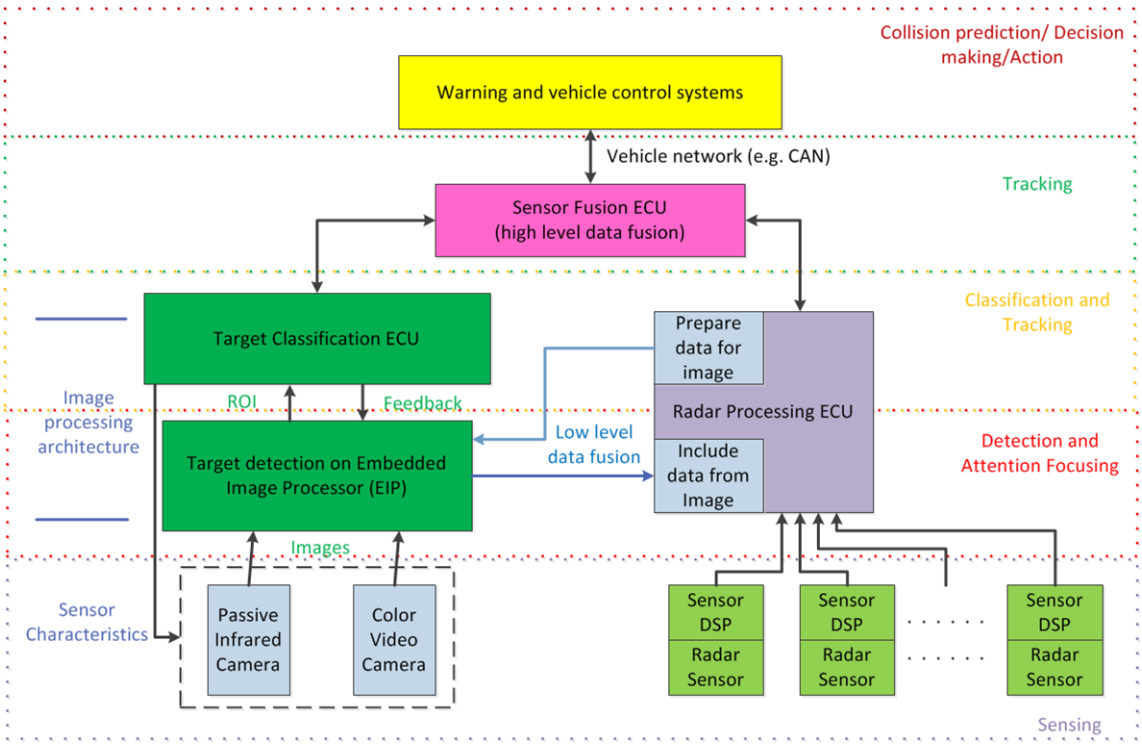


FIGURE 2.8: Architecture générale du projet SAVE-U

Le projet SAVE-U (Sensors and System Architecture For Vulnerable Road Users Protection) a pris la suite du projet PROTECTOR dans le but de concevoir et intégrer un système complet pour la sécurité des piétons et des cyclistes. Des détails concernant le système sont donnés dans les références [5] [19] [20]. La contribution principale de ce projet est l'utilisation de méthodes de fusion multi-capteurs. Cette fusion est faite à deux différents niveaux comme montré sur la Figure 2.8 qui présente l'architecture générale du système SAVE-U. Une fusion bas niveau

existe entre les modules de traitement caméra et radar et consiste, en pratique, à la définition de régions d'intérêt dans les images à partir des détections radar. Une fusion haut niveau est mise en place pour associer les obstacles détectés par chaque capteur et pour les suivre au cours du temps [20].

En conclusion, le projet SAVE-U a proposé une architecture pour la fusion des données multi-capteurs et fournit un système s'appuyant sur la perception pour la protection des vulnérables. Cependant, en s'appuyant uniquement sur les capteurs embarqués, PROTECTOR et SAVE-U ne sont pas capables de traiter les scénarios pour lesquels un usager n'est pas visible depuis le véhicule et apparaît au dernier moment.

2.3.2 Le projet LOVe : Logiciels d'observation des usagers vulnérables

En France, le projet LOVe (Logiciels d'Observation des usagers Vulnérables) s'est déroulé entre 2006 et 2009 avec pour objectif de réaliser un nouveau logiciel embarqué pour l'observation des usagers vulnérables. Ce projet, basé uniquement sur de la perception, vise à développer de nouvelles méthodes de détection de piétons et de fusion de données en environnement urbain. Au cours de ce projet, différents capteurs ont été exploités : laser [21] [22], monovison [23] et stéréovision [24]. Plusieurs solutions de fusion multi-capteurs ont été proposées afin d'améliorer les performances de perception [25] [26] [6] [27].

Les évaluations menées sur les différentes méthodes montrent que le suivi de piétons par capteur laser s'avère très efficace et que la reconnaissance par monovision peut être améliorée et accélérée grâce à de meilleurs classifieurs [6] [23]. Un système combinant un capteur laser avec la monovision fournit donc de bons résultats pour à la fois détecter les piétons tout en limitant le nombre de fausses alarmes [25] [6].

2.3.3 Un premier projet combinant moyens de perception et de communication : WATCH-OVER

À la suite des projets PROTECTOR et SAVE-U, le projet WATCH-OVER (Vehicle-to-Vulnerable roAd user cooperaTive communication and sensing teCHnologies to imprOve transpoRt safety) [9] a pour objectif d'effectuer des communications coopératives pour la prévention des accidents en milieux urbains et extra-urbains.

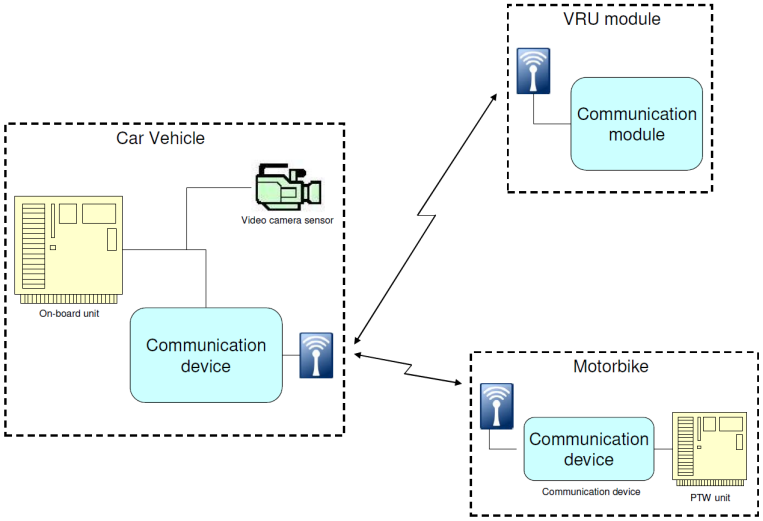


FIGURE 2.9: Architecture générale du projet WATCH-OVER

Le système est basé sur des appareils de communication bon marché ajoutés à un système de perception s'appuyant sur des capteurs extéroceptifs pour effectuer la détection et le suivi des obstacles routiers. L'architecture du système introduite dans [28] est présentée sur la Figure 2.9.

Le cœur du problème est l'interaction entre un module embarqué sur le véhicule et un module utilisateur. Ainsi, ces deux plateformes fournissent des fonctionnalités différentes.

Les fonctions principales du module embarqué sont :

- détecter en temps réel les piétons, cyclistes et motocyclistes équipés d'un module utilisateur,

- calculer la position relative entre l'usager et le conducteur,
- détecter les situations dangereuses,
- avertir le conducteur,
- fournir des informations uniquement en cas de danger.

Les fonctions principales du module utilisateur sont :

- répondre aux requêtes du véhicule,
- fournir son identification et sa localisation,
- fournir des retours auprès de l'usager grâce à une interface appropriée.

Ce projet définit certaines spécifications pour le système ainsi que de nombreux scénarios d'accidents impliquant les usagers vulnérables.

Après une analyse des différentes technologies disponibles, il a été choisi d'utiliser une caméra proche de l'infrarouge CMOS équipée de projecteurs infrarouges illuminant la scène. Ainsi, le système de vision fonctionne de jour comme de nuit. Le module de communication utilise une technologie des réseaux personnels sans fil (Norme IEEE 802.15.4) qui présente les avantages d'être bon marché, de consommer peu d'énergie et de fournir une localisation précise. En effet, la localisation est estimée en calculant le temps mis par le signal pour aller de l'émetteur au récepteur. Cependant, si les deux appareils ont un décalage dans leurs horloges respectives, cette méthode ne pourra plus fonctionner. Le dispositif de l'usager transmet également ses coordonnées GPS (Global Positioning System). Les résultats du projet sont exposés dans l'article [29]. Deux systèmes ont été testés sur les véhicules : un système de prédiction des collisions utilisant uniquement les capteurs embarqués et un système coopératif basé sur des communications et des capteurs embarqués.

Ce deuxième système est tout d'abord basé sur les données issues de la communication entre le véhicule et l'usager vulnérable. Ces données définissent des régions d'intérêt dans les images

fournies par la caméra qui sont classifiées grâce à des méthodes d'apprentissage statistique [30]. En effet, lors de l'étape de classification, des primitives sont extraites des régions contenant des usagers vulnérables potentiels puis comparées aux résultats fournies lors d'un apprentissage sur des images connues. Ensuite, un algorithme de pistage améliore la localisation de cet usager. En cas de danger, le conducteur est averti sur une IHM spécifique. De plus, des boîtiers de communication ont été développés à destination des piétons et des cyclistes. Ces boîtiers avertissent les usagers en cas de danger. Pour les motocyclistes, des systèmes de communication intégrés dans les casques ont été développés et une IHM affiche les avertissements directement sur le tableau de bord.

Au niveau des résultats [29], les auteurs annoncent que leur système fonctionne pour les différents scénarios prévus. Cependant quelques différences sont à noter. En effet, il semble que le système soit efficace pour les scénarios dans lesquels il n'y a pas d'obstacle (ligne de vue directe entre l'usager et le véhicule). Mais, lorsqu'un obstacle gène la vue directe de l'usager vulnérable par le conducteur, la localisation de l'usager vulnérable manque alors de précision car elle est estimée depuis le signal radio réfléchi.

En conclusion, nous pensons que ce système est intéressant par ces exigences, les scénarios étudiés et l'architecture proposée. Cependant, il ne semble pas pratique de devoir munir l'usager d'un nouveau boîtier de communication. Une technologie basée sur des moyens existants directement à partir des téléphones portables serait plus intéressante. Les possibilités offertes par la communication ne sont pas complètement exploitées et nous pouvons imaginer de nouvelles informations à transmettre. Finalement, la coopération entre les modules de communication et de perception n'est pas totalement exploitée car la perception n'influence pas la communication.

2.3.4 La sécurité coopérative à travers le projet Ko-TAG

A partir de 2009, le projet allemand Ko-FAS [31] a pour ambition de développer des solutions coopératives pour améliorer la sécurité routière. Cette initiative se divise en trois sous-projets : les composants coopératifs (Ko-KOMP), les transpondeurs coopératifs (Ko-TAG) et la perception coopérative (Ko-PER).

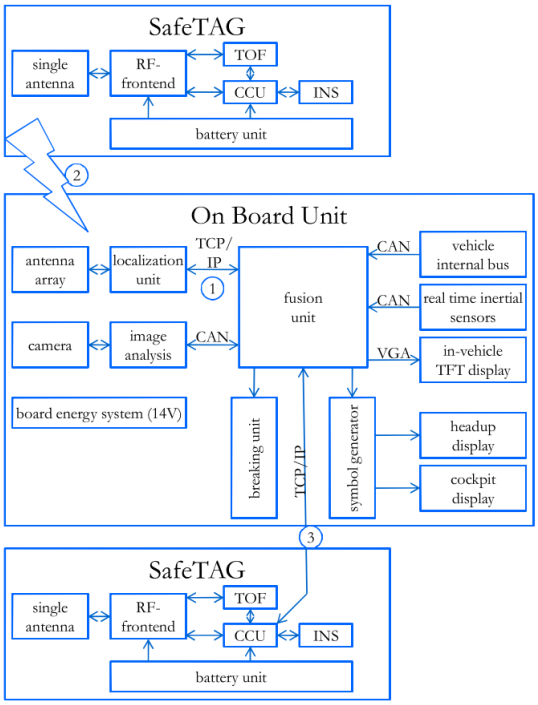


FIGURE 2.10: Architecture générale du projet Ko-TAG

Le projet Ko-TAG [10] est celui qui nous intéresse le plus dans ce document. En effet, au cours de ce projet, un module communicant appelé SafeTAG a été spécifiquement développé afin de localiser les usagers vulnérables par rapport aux véhicules. Comme le présente la Figure 2.10, les modules destinés aux usagers vulnérables communiquent vers les véhicules équipés avec des unités embarquées.

Afin d'estimer la localisation des piétons, les partenaires de ce projet ont mis en œuvre des méthodes basées sur le temps de vol et l'angle d'arrivée du signal en s'appuyant sur le standard IEEE 802.11p [32]. Ce projet s'est principalement concentré sur l'étude de la couche liaison de données pour la mise en place de moyens de localisation [33]. De plus, les solutions proposées ont été évaluées à la fois par le biais de simulations [33] et de tests réels sur les boîtiers communicants [32].

Les contributions principales de ce projet sont la conception d'une topologie en trois couches impliquant les usagers vulnérables, les véhicules et l'infrastructure, et la démonstration du fonction-

nement de leur solution lorsque de nombreux usagers sont présents à l'aide de simulations [33]. Cependant, dans le cadre de ce projet, aucune information n'est réellement échangée entres les utilisateurs et la seule information extraite est liée aux signaux radio.

2.4 Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous démontrons l'intérêt de construire un système coopératif pour protéger les usagers vulnérables.

Tout d'abord, à partir d'une étude spécifique des accidents impliquant les usagers vulnérables, deux scénarios pour lesquels un piéton traverse la route devant un véhicule établissent deux niveaux de complexité représentant l'influence des conditions de visibilité. Ensuite, les exigences d'un système coopératif de protection des usagers vulnérables ont été définies et s'assurent qu'une telle approche soit capable d'avertir les usagers du danger avant qu'une collision ne puisse être évitée.

Puis, la définition des notions de perception et de communication montrent qu'elles sont complètement différentes et poursuivent des buts distincts. En effet, la perception vise à modéliser l'environnement alors que la communication cherche à assurer l'échange d'information. Une correcte interaction entre ces deux modules introduit le terme de système coopératif. Ces systèmes coopératifs doivent à la fois prendre en compte les informations échangées pour améliorer la représentation de l'environnement et les connaissances de chaque usager pour mieux établir la manière dont les données sont communiquées.

Finalement, l'état de l'art des projets de protection des usagers vulnérables montre que ce sujet a principalement été abordé du point de vue de la perception. Or, celle-ci est toujours limitée lorsque des usagers vulnérables sont masqués par un autre obstacle, *e.g.*, une voiture garée. Les premiers systèmes coopératifs se sont concentrés sur le développement de boitiers de communication à destination des piétons afin de mieux les localiser par rapport au véhicule. Cependant ces projets n'ont pas considéré la réelle capacité des systèmes coopératifs à mettre les usagers en interaction et ont plutôt vu la communication comme un nouveau capteur environnemental.

3

Approche multi-capteurs pour la perception des vulnérables

2.1 Application de protection des usagers vulnérables 12

2.1.1 Étude des accidents de la route impliquant des usagers vulnérables . . . 12

2.1.2 Scénarios pour l'évaluation des systèmes de protection des vulnérables . 14

2.1.3 Exigences relatives à un système de sécurité des vulnérables 15

2.2 Définition de notions pour les ITS 18

2.2.1 Perception pour les véhicules intelligents 18

2.2.2 Communication véhiculaire 22

2.2.3 Système coopératif 26
2.3 État de l'art des systèmes de protection des vulnérables 28
2.3.1 Des projets européens : PROTECTOR et SAVE-U 28
2.3.2 Le projet LOVe : Logiciels d'observation des usagers vulnérables 30
2.3.3 Un premier projet combinant moyens de perception et de communication : WATCH-OVER 31
2.3.4 La sécurité coopérative à travers le projet Ko-TAG 33
2.4 Conclusion 35

3.1 État de l'art

3.1.1 Architecture générale des systèmes de protection des usagers vulnérables

La détection d'usagers vulnérables est un sujet actif dans le domaine des ITS depuis le début des années 2000. En 2007, Gandhi *et al.* proposent une vaste revue des travaux passés sur ce sujet [34]. Ce article détaille les différents projets ainsi que les moyens utilisés pour la conception de systèmes assurant la protection des usagers vulnérables autour des fonctions présentées sur la Figure 3.1.

Différentes fonctions élémentaires sont communes aux systèmes de protection des piétons : l'acquisition des données, la détection, la classification, le pistage, l'évaluation des risques, la prise de décision et l'action. La Figure 3.1 résume ces différentes fonctions ainsi que l'ordre dans lequel elles sont appliquées. Ce sont des systèmes passifs qui ont pour but de prédire une collision afin de la signaler et de l'éviter.

En complément, lorsque la collision est inévitable, certains systèmes tels que les capots actifs sont actionnés pour réduire la violence du choc et limiter les dégâts. Au cours de la thèse, nous traitons des solutions liées à la prévention des accidents et n'abordons donc pas ces systèmes actifs.

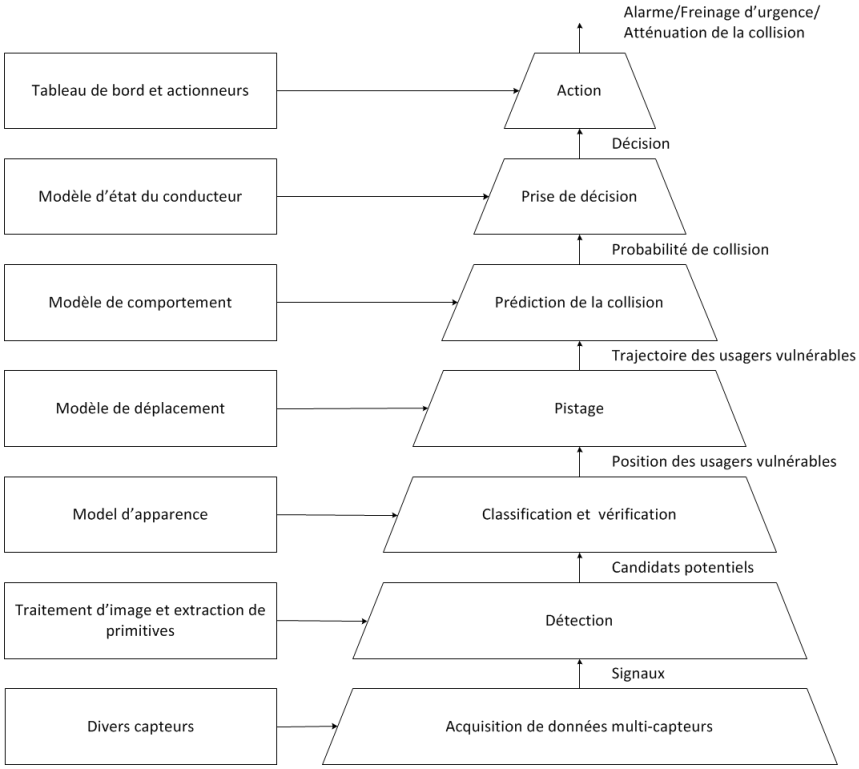


FIGURE 3.1: Système de protection des usagers vulnérables basé sur la perception

La Figure 3.1 illustre bien les étapes à suivre pour concevoir un système de protection des usagers vulnérables. Tout d'abord, des capteurs extéroceptifs sont nécessaires pour l'acquisition des données sur l'environnement entourant le véhicule et des capteurs proprioceptifs fournissent des mesures sur l'état du véhicule (vitesse, accélération,...). Les mesures capteurs sont traitées pour détecter les candidats potentiels. L'étape de détection segmente les données brutes et extrait des primitives caractérisant les usages vulnérables. Ensuite, les candidats potentiels sont comparés à des modèles décrivant les usagers vulnérables pour attribuer une classe à chaque obstacle. Les modèles d'apparence peuvent être générés à partir de méthodes empiriques ou par apprentissage automatique. Les règles de classification sont ainsi définies pour reconnaître les usagers vulnérables. À partir de mesures de positionnement et de classification, le pistage améliore l'estimation de la trajectoire des usagers vulnérables depuis des modèles de déplacement tels que le modèle à vélocité constante ou à accélération constante. Finalement, les futurs déplacements

des usagers vulnérables sont prédits depuis un modèle de comportement et la détection d'une collision déclenche une action appropriée. Le travail présenté dans cette thèse se concentre particulièrement sur les étapes de détection, classification et pistage qui visent à représenter les obstacles entourant le véhicule.

Parmi les nombreux systèmes présentés dans la littérature, la majorité s'est concentrée sur la protection des piétons qui subissent la plus grande proportion d'accidents parmi les usagers vulnérables [3]. Toutefois, certaines approches existantes pourraient être étendues aisément à d'autres catégories telles que les cyclistes ou les motocyclistes.

En 2009, Gerònimo *et al.* [7] ont étudié plus particulièrement la détection de piétons pour les systèmes d'aide à la conduite. Cet état de l'art reprend les différentes étapes introduites par la chaîne de traitement de la Figure 3.1 en abordant une revue des techniques existantes, l'analyse de la situation ainsi que les défis demeurant. Elle s'articule plus spécifiquement autour des systèmes de vision. Les auteurs mettent en avant que les systèmes actuels de reconnaissance de piétons fonctionnent à un taux de fausses alarmes encore trop élevé pour être accepté. Ils proposent d'explorer des voies telles que la classification multi-classes, l'utilisation de mesures 3D, l'apprentissage à partir de modèles multiples prenant en compte le niveau de détail relatif à la distance entre le piéton et la caméra. De plus, ils soulignent le manque de travaux proposés concernant le pistage des piétons.

3.1.2 Acquisition de données

3.1.2.1 Description des capteurs existants

Les capteurs utilisés pour l'acquisition des données impactent les traitements effectués. Ils sont séparés en deux grandes classes : les capteurs actifs et les capteurs passifs.

Les capteurs actifs émettent un signal qui est réfléchi en présence d'un objet. La réflexion de ce signal est reçue et une mesure de la distance avec l'objet est obtenue depuis l'intervalle de temps entre l'émission et la réception. Cette catégorie comprend des capteurs tels que les radars

[19] [35] [36], les capteurs à ultrasons [37], les télémètres laser [38] [39] [40]. Tous ces capteurs permettent de détecter la présence d'obstacles dans leur champ de vision (FOV - Field of View) mais ne fournissent généralement pas une information assez précise pour déterminer le type des objets rencontrés.

Les capteurs passifs fournissent des données à partir d'un signal transmis par divers éléments extérieurs. Ainsi, les caméras vidéo sont des capteurs naturels pour reconnaitre les usagers vulnérables autour d'un véhicule. Cependant, elles ne donnent pas une bonne mesure de la distance à laquelle se situe un objet détecté. En effet, beaucoup de méthodes de traitement d'image ont été développées pour détecter et classifier les piétons [7] [41] [42]. Des systèmes de caméra infrarouge sont utilisés pour la vision de nuit [43] [44]. La stéréovision offre une information plus précise sur la position des usagers en combinant les images acquises depuis deux caméras et s'avère être un capteur intéressant pour la détection des vulnérables [45] [46] [47].

Le Tableau 3.1 présente une comparaison des capteurs envisagés pour construire un système de perception d'usagers vulnérables avec leurs atouts et limites. Le choix de capteur effectué pour la thèse est justifié au cours de la prochaine section.

Tableau 3.1: Comparaison des capteurs existants

Capteur	Atouts	Limites
Capteurs Actifs		
Télémètre laser	- Haute résolution de portée - Bonne résolution angulaire (0.125°) - Grande portée de détection (100 m) - Large champ de vision (180° à 360°) - Robuste aux changements d'illumination	- Coût élevé - Perturbé par de mauvaises conditions météorologiques - Pas de mesure de vitesse - Traitement complexe pour les objets étendus - Occultation - Encombrement

Capteur	Avantages	Limites
Radar	- Bon marché - Haute résolution de portée - Différentes portées (courte, moyenne et longue) - Large ouverture de faisceau - Faible impact de mauvaises conditions météorologiques - Mesure la vitesse des usagers	- Faible résolution angulaire - Réflexion avec d'autres objets possible - Champ de vision limité - Si les objets sont immobiles, la détection est impossible
Capteur ultrason	- Bon marché - Mesure de la distance - Mesure directement la vitesse des usagers - Possibilité de supprimer le fond - Facilement intégrable	- Surface de réflexion agit sur la détection, *e.g.*, les vêtements pour la détection des piétons - Impact des mauvaises condition météorologiques ; la vitesse des ondes sonores dépend de la température - Faible portée
Capteurs Passifs		
Caméra	- Haute résolution à faible distance - Bon marché - Information riche - Haute résolution angulaire - Plusieurs techniques de reconnaissance d'objet existantes - Mesure de la distance par stéréovision	- Faible portée de détection - Dépend des conditions d'illumination - Traitement complexe et coûteux en temps - Non adapté pour mesurer les distances et vitesses dans le cas monovision - Mouvement du véhicule nuit à la qualité des images - Faible résolution à longue distance - Nécessite une calibration précise - Occultation

Capteur	Avantages	Limites
Caméra proche infrarouge	- Illumine de manière active la scène en lumière proche infrarouge pour capturer une image - Fonctionne avec différentes conditions d'illumination (jour et nuit)	- Cout élevé - Champ de vision réduit dans de mauvaises conditions météorologiques - Occultation
Vision thermique	- Génère une image en détectant les émissions thermiques des objets et des surfaces de la scène - Les personnes sont détectées facilement sur ces images - Peu sensible aux changements d'illumination	- Limité les jours de grande chaleur - Non adapté pour la mesure des distances - Occultation

3.1.2.2 Choix d'une configuration pour la perception des vulnérables

Après avoir étudié les capteurs possibles pour assurer la sécurité des usagers vulnérables, il semble qu'un système s'appuyant à la fois sur des capteurs passifs et des capteurs actifs soit nécessaire. En effet, les capteurs passifs offrent un contenu riche pour détecter et classifier les usagers vulnérables alors que les capteurs actifs fournissent des mesures de distance voire de vitesse de déplacement des obstacles autour du véhicule.

Parmi les capteurs actifs, les télémètres laser offrent les meilleures perspectives à l'avenir. En effet, il fournissent des mesures très précises sur la distance à laquelle se situe un objet et fonctionnent en toutes conditions d'illumination. Ces capteurs fluctuent en termes de complexité allant des capteurs simple couche fournissant seulement une coupe en deux dimensions de l'espace jusqu'à des télémètres multi-couches donnant une mesure en trois dimensions de l'environnement. Certaines versions sont développées à destination de l'industrie automobile et ils seront

vraisemblablement intégrées aux futures générations de voitures. Même si les capteurs radar sont à présent très répandus dans l'industrie automobile, ils ne sont pas parfaitement adaptés pour répondre à la problématique de la détection de piétons en milieu urbain du fait de leur incapacité à détecter les obstacles immobiles comme peut l'être un piéton s'apprêtant à traverser la rue, et du fait de leur faible résolution angulaire pour mesurer la position des obstacles.

Parmi les capteurs passifs, les caméras vidéos sont déjà très utilisées et de nombreuses solutions ont été proposées à partir de ce type de capteur. Même si des améliorations sont encore requises, la détection des piétons à partir de caméra a largement été étudiée par le passé [7] [8] et aucune nouvelle méthode concernant le traitement des images caméra n'est présentée dans cette thèse. Le système introduit dans la thèse utilise majoritairement les images comme moyen de validation des détections effectuées par les capteurs actifs. De plus, les caméras vidéos fournissent des images de jour et de nuit, dans les zones éclairées, ce qui correspond aux milieux urbains et aux cas d'usages traités au cours de ce travail.

3.1.3 Formulation théorique du problème

Un obstacle routier est défini de manière théorique par sa position dans le plan (x, y), sa vélocité (vx, vy) et sa classe C. Le paramètre décrivant l'état d'un obstacle routier est donc exprimé par le vecteur d'état $\mathbf{s}$ défini dans l'équation (3.1).

$$\mathbf{s} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ vx \\ vy \\ C \end{bmatrix} \tag{3.1}$$

Le Figure 3.2 illustre le FOV autour du véhicule en vert et la présence d'un piéton à l'intérieur de ce FOV. L'environnement est muni d'un repère global (O^G, X^G, Y^G) et l'état du véhicule dans ce repère est donné par sa position (x_V^G, y_V^G), son orientation θ_V^G ainsi que sa vitesse v_V.

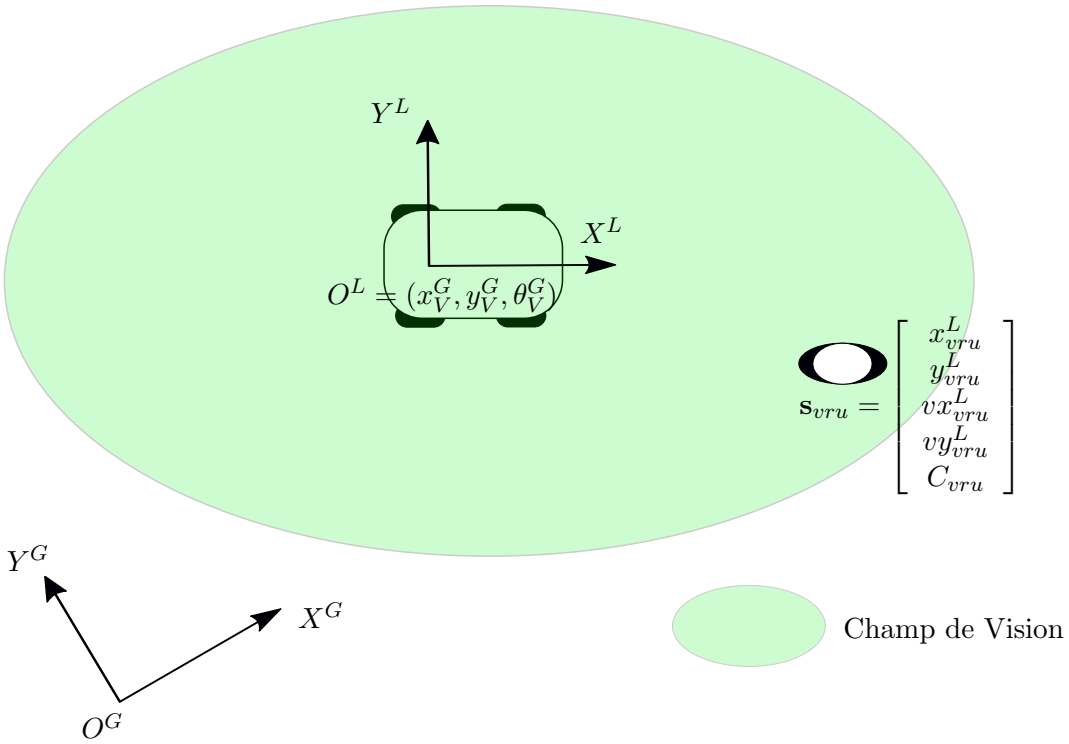


FIGURE 3.2: Représentation du problème de la perception d'un piéton

Ces paramètres sont connus de manière incertaine et un repère local (O^L, X^L, Y^L) centré sur l'essieu arrière du véhicule lui est associé. Sur la Figure 3.2, un usager vulnérable (ici, un piéton) dont l'état est la variable $\mathbf{s}_{vru}$ se situe à une position (x_{vru}^L, y_{vru}^L) et se déplace à une vitesse (vx_{vru}^L, vy_{vru}^L) dans le repère local du véhicule. Cet usager vulnérable est de classe C_{vru}. La connaissance de la position de l'usager relativement au véhicule et de sa vitesse de déplacement absolue facilite la prédiction de ses mouvements futurs.

Les paramètres de position, vitesse et classe de tous ces usagers ne sont pas directement accessibles depuis le véhicule, mais sont observés grâce aux capteurs embarqués. L'équation (3.2) définit la *fonction d'observation*, $\Psi(.)$, où $\mathbf{z}(t) \in \mathcal{M}$ représente une *observation* de l'état $\mathbf{s}(t)$ dans l'espace de mesure $\mathcal{M}$, à un instant t, bruitée par un bruit aléatoire $\mathbf{v}(t)$. Cette fonction

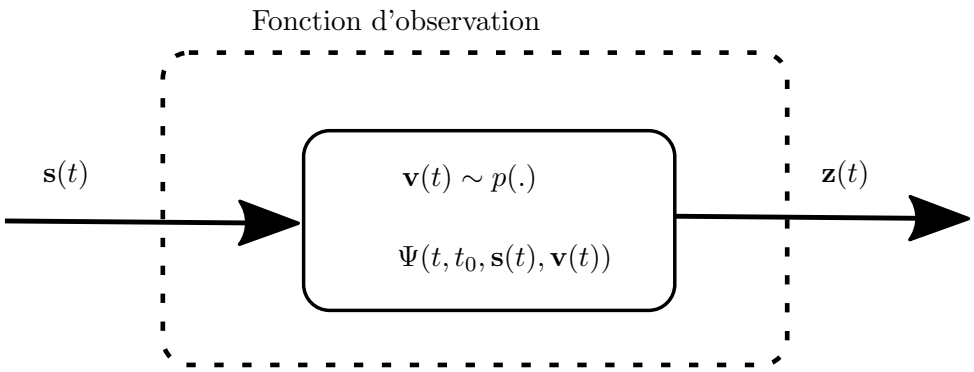


FIGURE 3.3: Fonction de génération de mesures bruitées

d'observation est illustrée sur la Figure 3.3.

$$\mathbf{z}(t) = \Psi(t, t_0, \mathbf{s}(t), \mathbf{v}(t)) \tag{3.2}$$

L'*inférence statistique* consiste à modéliser les données observées de manière probabiliste afin de comprendre le phénomène qui les a générées. Ainsi, la théorie de la *décision statistique* s'appuie sur cette modélisation pour prendre une décision concernant le signal ayant généré les observations.

En complément, rappelons que l'estimation consiste à associer une valeur $\hat{\beta}$ à un paramètre β à partir d'un m-uplet $\mathbf{Z} = (\mathbf{z}_1, ..., \mathbf{z}_m) \in \mathcal{M}^m$ contenant m observations générées depuis un modèle ou une distribution $p(\mathbf{Z}, \beta)$. Un estimateur est, par définition, une fonction qui associe un vecteur de paramètres $\hat{\beta}$ à partir des observations $\mathbf{Z}$ (équation (3.3)).

$$\begin{aligned} g: \quad & \mathcal{M}^m && \rightarrow \Theta \\ & \mathbf{Z} && \rightarrow \hat{\beta} = g(\mathbf{Z}) \end{aligned} \tag{3.3}$$

L'obtention d'un estimateur ainsi que la définition d'une fonction de décision s'effectue par l'optimisation d'une fonction de risque moyen exprimée dans l'équation (3.4) où la fonction

$r(\hat{\beta}, \beta)$ est une fonction de coût.

$$R = \mathbb{E}\{r(\hat{\beta}, \beta)\} = \int\int r(g(\mathbf{Z}), \beta) p(\mathbf{Z}, \beta) d\beta d\mathbf{Z} \tag{3.4}$$

Pour estimer au mieux l'état des usagers vulnérables, nous définissons les notions suivantes :

- *la détection* consiste à déterminer si une mesure $\mathbf{z}$ à été générée par une source, *i.e.*, un obstacle routier ou bien si elle provient du bruit de mesure,
- *la classification* consiste à déterminer la classe $C \in \mathcal{C}$ du paramètre ayant généré la mesure $\mathbf{z}$ où $\mathcal{C}$ est un ensemble discret fini,
- *le filtrage* consiste à estimer la valeur d'un paramètre aléatoire β à partir d'une série de mesures consécutives $(\mathbf{z}_1, ..., \mathbf{z}_m)$ sur ce paramètre.

En conclusion, à tout moment t, le système de perception estime un ensemble de pistes $\mathcal{T}^i_{per}(t)$ décrivant l'état des $N_{per,t}$ usagers $(i = 1, ..., N_{per,t})$ présents dans l'environnement du véhicule comme décrit sur par l'équation (3.5).

$$\mathcal{T}_{per}(t) = \{\mathcal{T}^i_{per}(t)\}_{i=1,...,N_{per,t}} \tag{3.5}$$

Chaque piste $\mathcal{T}^i_{per}(t)$ représente la trajectoire de l'usager par une suite d'états estimés $\hat{\mathbf{s}}^i$ par le système de perception entre l'instant initial t_0 et l'instant t.

$$\mathcal{T}^i_{per}(t) = (\hat{\mathbf{s}}^i(k))_{k=t_0,...,t} \tag{3.6}$$

Afin de construire l'ensemble des pistes à tout instant, les usagers doivent être détectés et le paramètre de classe estimé pour chacun d'entre eux. De plus, un filtrage temporel estime les paramètres dynamiques que sont la position et la vitesse de déplacement pour chaque usager.

3.1.4 Détection des vulnérables à partir de différents capteurs

3.1.4.1 Formulaltion de la détection statistique

Dans un problème de détection, l'objectif est de concevoir un test d'hypothèse pour déterminer, parmi deux hypothèses $\mathcal{H}_0$ et $\mathcal{H}_1$ de paramètres inconnus β_0 ou β_1, laquelle est à l'origine de l'observation $\mathbf{z}$.

Les deux hypothèses suivantes sont usuellement utilisées pour déterminer la présence d'un obstacle :

- $\mathcal{H}_0$, $P(\mathbf{z}|\beta_0)$ (Pas d'obstacle présent)
- $\mathcal{H}_1$, $P(\mathbf{z}|\beta_1)$ (Présence d'un obstacle)

La fonction de décision recherchée sépare l'espace d'observation en deux sous ensembles correspondant chacun à une décision. Pour cela, une fonction de coût relative aux différentes erreurs de détection est définie et la fonction de risque introduite par l'équation (3.4) est optimisée.

Les signaux générés à partir de l'hypothèse $\mathcal{H}_0$ sont considérés comme étant du bruit alors que les signaux générés à partir de $\mathcal{H}_1$ sont constitués d'une composante déterministe générée par l'observation de l'obstacle ainsi que d'un bruit de mesure.

Détection bayésienne Dans le contexte bayésien, un couple de variables aléatoires $(D, \mathcal{H})$ pouvant prendre les valeurs $\{\mathcal{H}_i; i = 0, 1\}$ est considéré et un coût r_{ij} caractérise chaque couple de décision $\{D = \mathcal{H}_j, \mathcal{H}_i; i, j = 0, 1\}$. Ce coût est à définir selon certains critères :

- r_{ij} est faible en cas de détection correcte, *i.e.* lorsque $i = j$
- r_{ij} est élevé en cas d'erreur de détection, *i.e.* lorsque $i \neq j$
- $r_{ij} \geqslant 0$

À partir de cette fonction de coût, de la probabilité conditionnelle $P(D = \mathcal{H}_j|\mathcal{H}_i)$ de prendre la décision $D = \mathcal{H}_j$ étant donnée l'hypothèse $\mathcal{H}_i$, de la probabilité *a priori* de chaque hypothèse $P(\mathcal{H}_i)$, la fonction de risque définie dans l'équation (3.4) est exprimée comme suit grâce à la règle de Bayes :

$$\begin{aligned} R = & \sum_{i=0}^{1}\sum_{j=0}^{1} r_{ij} P(D = \mathcal{H}_j, \mathcal{H}_i) \\ & \sum_{i=0}^{1}\sum_{j=0}^{1} r_{ij} P(D = \mathcal{H}_j|\mathcal{H}_i) P(\mathcal{H}_i) \end{aligned} \tag{3.7}$$

La minimisation du risque décrit par l'équation (3.7) permet d'aboutir à un critère de décision faisant apparaître le rapport de vraisemblance $\Lambda = \frac{P(\mathbf{z}|\mathcal{H}_0)}{P(\mathbf{z}|\mathcal{H}_1)}$ comme décrit sur l'équation (3.34).

$$\frac{P(\mathbf{z}|\mathcal{H}_0)}{P(\mathbf{z}|\mathcal{H}_1)} \underset{D=\mathcal{H}_1}{\overset{D=\mathcal{H}_0}{\gtrless}} \frac{(r_{10} - r_{11})P(\mathcal{H}_1)}{(r_{01} - r_{00})P(\mathcal{H}_0)} \tag{3.8}$$

Dans ce document, les calculs permettant d'aboutir au critère de décision de l'équation (3.8) ne sont pas détaillés. Le lecteur intéressé peut se référer au cours de Jean-Marc Boucher [48].

Détection Non Bayésienne Dans de nombreux cas, les probabilités *a priori* sont inconnues et d'autres critères permettent de calculer le risque associé à la détection. La *probabilité de fausse alarme*, aussi appelée erreur de première espèce, est définie par $P^{fa} = P(D = \mathcal{H}_1|\mathcal{H}_0)$. La *probabilité de manque*, aussi appelée erreur de seconde espèce, est définie par $P^{ma} = P(D = \mathcal{H}_0|\mathcal{H}_1)$. La probabilité de détection est établie comme $P^d = 1 - P^{ma}$.

Des critères non-bayésiens tels que le critère de Neyman-Pearson et le critère du minimax [48] optimisent l'algorithme de détection en fonction des probabilités de fausse alarme et de manque.

Une technique de segmentation visant à maximiser les objets détectés tout en minimisant les fausses alarmes est décrite dans la section 3.2.2. Nous introduisons également un modèle de probabilité de détection lié à cet algorithme afin de représenter ces performances (section 5.2.1).

3.1.4.2 Détection à partir de laser

Les télémètres laser sont très appréciés pour détecter les obstacles routiers, particulièrement, les usagers vulnérables. Certains projets tels que le projet européen PROTECTOR ou le projet français LOVe se sont particulièrement intéressés à ce capteur pour la détection des piétons [21] [22] [39]. Les télémètres laser émettent un faisceau infrarouge qui se réfléchit sur les obstacles et ils produisent un nuage de points de la scène. Chaque obstacle est donc décrit par plusieurs impacts du faisceau. En utilisant un algorithme de segmentation et de regroupement des points, comme présenté par Mendes dans [49] ou par Nashashibi et Brageton dans [50], les obstacles sont détectés.

Lorsque plusieurs faisceaux laser illuminent l'environnement en parallèle, un nuage de points en trois dimensions est disponible. Des techniques de séparation du nuage de points spécifiques sont appliquées dans ce contexte [51].

Le fonctionnement de ces capteurs est perturbé en cas de mauvaises conditions météorologiques (pluie, neige, ...). En cas de pluie, les rayons infrarouges émis par le laser sont réfléchis par les gouttes d'eau. Ces fausses alarmes doivent alors être filtrées lors de la détection [22].

3.1.4.3 Détection à partir de radar

La détection de piétons à l'aide de capteurs radar s'effectue de manière précise en utilisant l'effet Doppler qui mesure la vitesse relative. Le temps de vol de l'onde électromagnétique donne également une mesure de la distance entre l'émetteur et l'obstacle. Au contraire du laser, le capteur radar fonctionne pour toutes les conditions climatiques. Les articles [19] et [35] s'intéressent à l'utilisation du radar dans le domaine de la détection de piétons. L'effet Doppler fournit effectivement une mesure de la vitesse du piéton. Cependant, lorsque celui-ci est immobile, il n'est pas possible de le détecter, ce qui est problématique aux intersections.

Plus récemment, une approche de type Track-before-Detect [52] a été appliquée pour le pistage de piétons. Ce type de solution est avantageuse pour les obstacles réfléchissant peu les ondes radio émises par le capteur radar.

3.1.4.4 Détection à partir de caméra

La détection de piétons à partir d'images caméra consiste à extraire un ensemble de candidats pour les comparer, par la suite, à un modèle prédéfini.

Papageorgiou *et al.* [53] ont initialement proposé un dictionnaire complet de primitives s'adaptant à plusieurs orientations et échelles tout en étant simples à calculer à partir de la transformation en ondelettes de Haar. Ces descripteurs, bien que trop simples pour complètement représenter des piétons, ont ouvert la voie pour d'autres chercheurs en s'appuyant notamment sur une description multi-échelle des contours des objets d'intérêts. Par la suite, plusieurs stratégies ont été employées pour décrire les obstacles soit par leurs contours ou leurs textures. Ainsi, le descripteur considéré comme référence de comparaison par excellence est l'histogramme de gradients orientés (HOG - Histogram of Oriented Gradients) introduit par Dalal et Triggs [54]. Les motifs binaires locaux (LBP - Local Binary Pattern) ont montré leur puissance pour décrire les textures [55]. Wang *et al.* [56] ont proposé la combinaison de ces deux descripteurs afin d'obtenir une classification plus robuste des piétons. Au cours de cette thèse, le problème de reconnaissance visuelle des piétons n'est pas spécifiquement traité et nous renvoyons les lecteurs intéressés vers la littérature dédiée [7] [8].

Le recherche de candidats potentiels dans les images est une fonction coûteuse en temps de calcul car de très nombreux candidats existent [7]. Afin de faciliter le calcul des descripteurs proposés par Papageorgiou *et al.*, Viola et Jones ont introduit une nouvelle représentation, appelée image intégrale, pour accélérer les calculs multi-échelle. La localisation des vulnérables par rapport au véhicule influe sur la taille des piétons dans les images, ainsi, des approches multi-résolution génèrent des régions d'intérêt (ROIs) à partir des paramètres de la caméra et d'*a priori* sur la taille des usagers recherchés [43] [57]. La classification est effectuée uniquement sur ces ROIs, ce qui accélère les calculs.

3.1.5 Classification des usagers vulnérables

3.1.5.1 Formulation de la classification par apprentissage statistique

La classification a pour objectif d'attribuer une classe sélectionnée dans un ensemble prédéfini à chaque signal observé.

Dans cette section, le paramètre à estimer est une classe $C \in \mathcal{C}$ où $\mathcal{C}$ est un espace discret fini. Les méthodes statistiques s'appuient sur une frontière de décision pour affecter une classe à partir de chaque observation. L'enjeu de la classification est donc de déterminer une fonction discriminante afin de construire cette frontière de décision. Dans la suite du document, nous notons $d(.)$ la fonction décrivant cette frontière de décision.

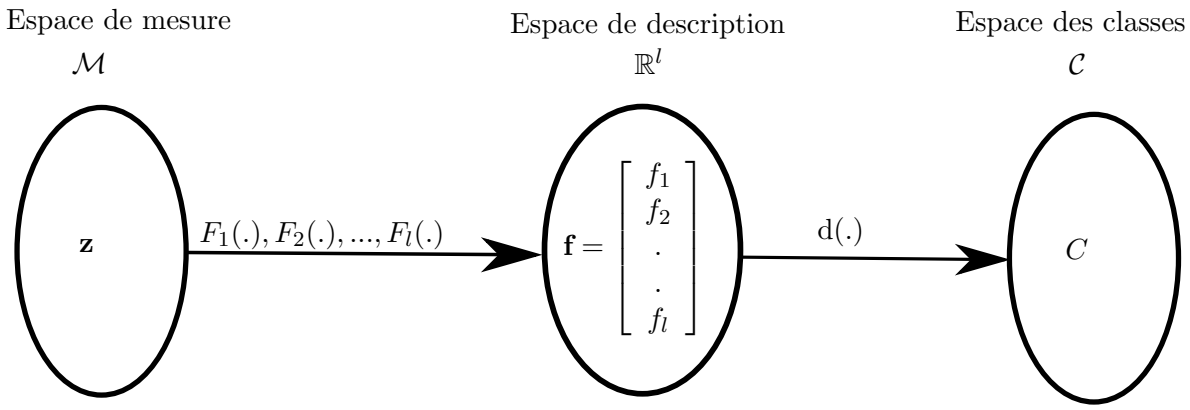


FIGURE 3.4: Schéma de classification statistique

Les auteurs de l'article [58] fournissent une large étude sur les méthodes d'apprentissage statistique. La Figure 3.4 illustre le schéma général d'une méthode de classification statistique tel qu'introduit dans [58]. Une observation $\mathbf{z}$ est décrite par un vecteur contenant l primitives $\mathbf{f} = [f_1, ..., f_l]^T$ pour lequel f_j est la valeur obtenue en appliquant la fonction $F_j : \mathcal{M} \rightarrow \mathbb{R}$ à la donnée $\mathbf{z}$. L'application de la fonction de décision $d(.)$ au vecteur de primitives $\mathbf{f}$ permet d'estimer la classe C.

Dans le contexte de la classification d'usagers de la route, la construction d'une fonction de déci-

sion s'avère être une tache complexe car il n'existe pas de modèle explicite définissant comment les observations sont générées pour chaque classe. Suivant les capteurs utilisés, les fonctions primitives sont définies pour décrire le plus globalement possible les classes d'usagers, ensuite, l'utilisation de méthodes d'apprentissage statistique permet de construire la fonction de décision à partir de données annotées.

Le notion de risque empirique introduite par Vapnik *et al.* [59] donne une définition de la fonction de risque présentée dans l'équation (3.4) à partir d'observations d'un phénomène lorsque qu'aucun modèle n'est disponible. Le risque empirique R_{emp} est défini dans l'équation (3.9).

$$R_{emp} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} r(C^i, d(\mathbf{f}^i)) \tag{3.9}$$

Une méthode basée sur l'apprentissage statistique suppose qu'un superviseur connait un ensemble de N couples de variables $\{(C^i, \mathbf{f}^i); i = 1, ..., N\}$ pour lesquelles C^i est la classe associée au vecteur de primitives $\mathbf{f}^i$ de l'observation i. L'optimisation du risque empirique fournit un modèle $d(.)$ sur la génération des observations pour chaque classe. Le modèle $d(.)$ est une fonction définie à partir d'un certain nombre de paramètres. Le processus d'apprentissage assigne des valeurs aux paramètres caractérisant le modèle. Dans les paragraphes suivants, nous introduisons deux méthodes de construction de ces modèles qui sont les machines à vecteurs de support (SVM) et le boosting adaptatif (Adaboost).

Finalement, un critère de décision assigne une classe en évaluant chaque observation vis à vis de la fonction de décision.

Machines à Vecteurs de Support (SVM) Les machines à vecteurs de support (SVM) ont été introduites pas Vapnik *et al.* [60] pour traiter une classification à deux classes. L'objectif de cette méthode est de déterminer l'hyperplan séparant les classes.

$$w^T \mathbf{f} + w_0 = 0 \tag{3.10}$$

Vapnik *et al.* [60] ont montré que la recherche de l'hyperplan séparateur revient à résoudre l'optimisation décrite dans l'équation (3.11) où $(C^v, \mathbf{f}^v) \in \mathcal{V}$. $\mathcal{V}$ est un sous ensemble de N_v couples de variables fournies par le superviseur, appelé ensemble des vecteurs de support, qui permet la maximisation des marges entre les données de chaque classe.

$$\text{Minimiser } \tfrac{1}{2}\|w\| \text{ sous les contraintes } C^v(w^T\mathbf{f}^v + w_0) \geq 1 \tag{3.11}$$

L'équation (3.10) suppose que les données du superviseurs sont linéairement séparables lors du calcul de l'hyperplan optimal. Lorsque ce n'est pas le cas, une fonction noyau Υ modifie l'espace d'entrée dans un nouvel espace dans lequel l'hyperplan peut être calculé.

$$\begin{aligned} \Upsilon : \quad & \mathbb{R}^l \times \mathbb{R}^l && \rightarrow \mathbb{R} \\ & (\mathbf{f}^i, \mathbf{f}^j) && \rightarrow \Upsilon(\mathbf{f}^i, \mathbf{f}^j) \end{aligned} \tag{3.12}$$

Dans un environnement réel, les mesures peuvent être fortement erronées, ce qui contredit les hypothèses de départ de SVM pour lesquelles un superviseur a été parfaitement capable d'associer les données avec une classe. Cortes *et al.* [61] ont introduit une condition d'assouplissement pour l'estimation de la marge et tolérer un taux d'erreurs e lors de l'apprentissage, une tolérance δ est associée à chaque vecteur de support.

Dans un cas général, l'optimisation revient à résoudre le système décrit par l'équation (3.13). Les valeurs $\alpha_1, ..., \alpha_{N_v}$ et l'ensemble de vecteurs de support peuvent être obtenus en résolvant un problème d'optimisation quadratique [62].

$$\begin{gathered} \min_{\alpha_1,\ldots,\alpha_{N_v}} \Big(\sum_{i=1}^{N_v}\sum_{j=1}^{N_v} \big(\alpha^i\alpha^j C^i C^j \Upsilon(\mathbf{f}^i, \mathbf{f}^j)\big) + e \sum_{\forall (C^v,\mathbf{f}^v)\in\mathcal{V}} \delta^v\Big) \\ \text{sous les contraintes } C^{v_j}\left(\sum_{\forall (C^v,\mathbf{f}^v)\in\mathcal{V}} (\alpha^v C^v \Upsilon(\mathbf{f}^v, \mathbf{f}^{v_j})) + \alpha_0\right) \geq 1 - \delta^v,\ \delta^{v_j} \geq 0 \end{gathered} \tag{3.13}$$

Finalement, la fonction de décision pour le SVM est fournie par l'équation (3.14). Afin d'attribuer une classe au vecteur $\mathbf{f}$, il convient d'appliquer un seuil approprié à la valeur de décision $d(\mathbf{f})$.

Usuellement, le signe de $d(\mathbf{f})$ permet de prendre la décision finale, mais une autre valeur de seuil peut être choisie suivant l'expérience observée lors de l'évaluation du classifieur.

$$d(\mathbf{f}) = \sum_{\forall (C^v, \mathbf{f}^v) \in \mathcal{V}} (\alpha^v C^v \Upsilon(\mathbf{f}^v, \mathbf{f})) + \alpha_0 \tag{3.14}$$

SVM est une méthode de classification très appréciée car elle sépare de manière optimale l'espace de description en deux. Cependant, ses performances sont très fortement diminuées lorsque cette frontière de séparation n'est pas identifiée clairement et que de nombreuses erreurs de classification se produisent durant la phase d'apprentissage.

Boosting Le boosting a pour objectif d'améliorer la précision d'une méthode d'apprentissage. Ce n'est pas à proprement dit une méthode d'apprentissage, mais le boosting s'appuie sur différents apprentissages afin d'améliorer leurs performances. Le boosting trouve son origine dans l'apprentissage PAC (probably approximately correct) introduit pas Valiant [63] permettant d'évaluer la complexité d'un problème d'apprentissage. La question posée par Kearns et Valiant [64] est de savoir s'il est possible de construire un *classifieur fort* à partir d'un *ensemble de classifieurs faibles*. Un classifieur faible est définit comme un classifieur légèrement meilleur que le hasard, c'est à dire, dont les performances sont tout juste supérieures à 50%. Le problème revient ainsi à déterminer une combinaison de classifieurs faibles menant à une classification avec des performances élevées, une telle combinaison est appelée un classifieur fort. Une réponse à cette question a été apportée par Freund et Schapire avec l'algorithme *Adaboost* [65].

Adaboost est une méthode itérative qui construit le classifieur fort à partir de Q classifieurs faibles. Pour $q = 1, ..., Q$, un classifieur faible h_q est une fonction définie par l'équation (3.15) qui associe une valeur prise dans l'ensemble $\{-1; +1\}$ au vecteur de primitive $\mathbf{f}$.

$$\begin{aligned} h_q : \quad \mathbb{R}^l &\rightarrow \{-1; +1\} \\ \mathbf{f} &\rightarrow h_q(\mathbf{f}) \end{aligned} \tag{3.15}$$

À chaque instant $q = 1, ..., Q$, une distribution $D_q(.)$ pondère l'ensemble d'apprentissage $\{(C^i, \mathbf{f}^i); i = 1, ..., N\}$. Des classifieurs faibles sont entrainés sur cet ensemble d'apprentissage suivant la distribution $D_q(.)$.

L'erreur d'apprentissage, δ_q, du classifieur faible h_q est définie par l'équation (3.16)

$$\delta_q = \sum_{i:h_q(\mathbf{f}^i) \neq C^i} D_q(i) \tag{3.16}$$

De plus, un coefficient α_q calculé à partir de l'erreur d'apprentissage pondère le classifieur faible comme montré sur l'équation (3.17).

$$\alpha_q = \frac{1}{2} \ln(\frac{1 - \delta_q}{\delta_q}) \tag{3.17}$$

Finalement, la fonction de décision définie par le classifieur fort est une somme pondérée de chaque classifieur faible h_q par la valeur α_q comme le montre l'équation (3.18).

$$d(\mathbf{f}) = \sum_{q=1}^{Q} \alpha_q h_q(\mathbf{f}) \tag{3.18}$$

Le choix du classifieur faible ainsi que de la méthode d'apprentissage de ces classifieurs est laissé à l'utilisateur par Freund et Schapire. Nous décrirons plus précisément les classifieurs que nous avons choisi d'utiliser pour classifier les usagers de la route dans la section 3.3.3.

La méthode de classification par adaboost est très intéressante car elle permet de construire de manière itérative un classifieur à partir d'un ensemble de classifieurs faibles qui peuvent être des fonctions très simples appliquées à l'ensemble de données.

3.1.5.2 Classification à partir d'images caméra

Une première solution pour reconnaître les piétons a été de comparer les détections effectuées à des modèles de piétons et de juger la ressemblance [66]. Cette méthode est naturelle, mais il n'est pas aisé d'obtenir des modèles pour des piétons qui sont tous différents.

Les méthodes d'apprentissage automatique ont largement été utilisées pour la reconnaissance de piétons. Ces solutions nécessitent d'entrainer un classifieur afin de déterminer si un candidat détecté correspond à un piéton ou non. Dans ce contexte, plusieurs approches ont été appliquées comme SVM [54] ou les réseaux de neurones [41]. Viola et Jones [67] ont proposé une technique consistant à entrainer plusieurs classifieurs en cascade à partir de la méthode adaboost. Ces classifieurs représentent ainsi différents niveaux de complexité pour la description des piétons et sont combinés pour construire un classifieur fort. Le méthode de Viola et Jones fournit de bons résultats pour la reconnaissance de visages, mais la simplicité des descripteurs ne la rend pas satisfaisante pour la classification de piétons. Dans l'article [68], les auteurs ont appliqué cette approche avec les descripteurs de type HOG.

Un grand nombre de méthodes ont été proposées au cours de ces dernières années dans le domaine de la reconnaissance de piétons. Cependant, une étude récente [8] montre que des résultats satisfaisants n'ont pas encore été atteints pour une application telle que la sécurité des usagers vulnérables. En effet, de nombreuses approches donnent des résultats encourageants lorsque ces usagers sont détectés dans de bonnes conditions mais dès que celles-ci se compliquent (occultation partielle, piéton éloigné de la caméra), les performances des classifieurs sont fortement réduites. Les performances des méthodes d'apprentissage sont aussi fortement dépendantes des séquences d'apprentissage, c'est à dire, de la caméra utilisée pour l'entrainement, des conditions météorologiques et de l'environnement.

3.1.5.3 Classification à partir de données laser

La reconnaissance d'objets mobiles a été un sujet d'intérêt dans le domaine de la robotique. Dans les environnement intérieurs, ce problème a tout d'abord été traité en supposant que les

objets dynamiques sont uniquement des personnes, ce qui revient à traiter le suivi de cibles à partir de données laser [69]. Arras *et al.* [70] ont été les premiers à appliquer des méthodes d'apprentissage pour reconnaitre des personnes dans les données laser 2D. Dans leur travail, les auteurs définissent un ensemble de 14 primitives pouvant être extraites de segments laser et apprennent un modèle de description des personnes en appliquant une stratégie d'adaboost [67]. Ils établissent ainsi une classification binaire entre des classes « personne » et « non personne ». Les performances de cette méthode sont évaluées à partir d'une matrice de confusion comparant les résultats obtenus pour des objets de chaque classe dans un couloir et un bureau. Les résultats sont très prometteurs avec plus de 90% de bonnes détections et moins de 5% de fausses alarmes. Cependant, ces performances sont plus nuancées dans des environnements encombrés comme le bureau et lorsque le classifieur appris dans le bureau est appliqué dans le couloir. L'application directe de cette méthode aux environnements extérieurs et urbains semble difficile car l'encombrement y est beaucoup plus important qu'en intérieur.

Afin d'obtenir des taux de reconnaissance suffisant en extérieur, il semble trop juste d'utiliser des télémètres 2D simple couche. Certains chercheurs ont équipé leurs véhicules à l'aide de caméras et ont utilisé une combinaison entre une reconnaissance par vision et une détection d'obstacles s'appuyant sur des données laser [6] [71]. Les laser 3D présentent également un intérêt car ils fournissent une représentation plus dense de l'environnement [72] [73] [74] [75]. Dans [72], les auteurs calculent des primitives au niveau de chaque point laser afin d'assigner un label à chaque point du nuage. Ensuite, une classification par SVM est effectuée pour reconnaitre parmi les objets de type véhicule et non véhicule. Dans [73], les auteurs définissent deux types de descripteurs dans les données laser : des *descripteurs de segments* décrivant l'apparence d'un objet et des *descripteurs holistiques* pour décrire des propriétés plus générales telles que la vitesse ou l'accélération. Dans ce travail, les *descripteurs de segments* sont calculés à partir des caractéristiques introduites dans le domaine de la vision telles que les images spin [76] et les HOG [54]. Cependant, cette dernière approche requiert beaucoup de ressources dû au nombre élevé de données nécessaires au calcul des *descripteurs de segments*. Des approches basées sur le traitement de chaque couche ont été proposées [74] [75]. Toutes deux s'appuient sur une stratégie adaboost pour construire le classifieur. Ces solutions sont plus simples et doivent permettre de

réduire les coût associés aux calculs tout en conservant des performances acceptables.

3.1.6 Fusion multi-obstacles/multi-capteurs

3.1.6.1 Formulation du filtrage dynamique

Les usagers vulnérables sont des obstacles dynamiques représentés par une variable d'état aléatoire $\mathbf{s}$ introduite dans l'équation (3.1).

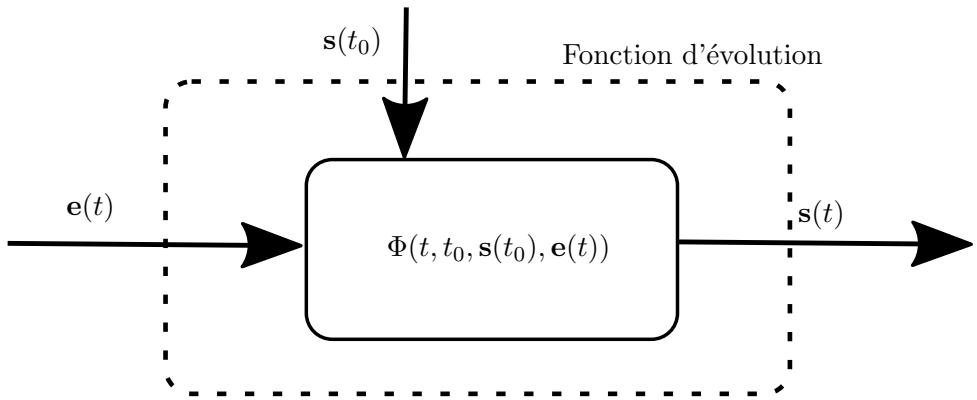


FIGURE 3.5: Modèle d'évolution du système dynamique

Dans le contexte des systèmes dynamiques, le paramètre à estimer est donc la variable d'état $\mathbf{s}$ qui évolue au cours du temps t en fonction des entrées du système $\mathbf{e}$ ainsi que des conditions initiales à t_0, $\mathbf{s}(t_0)$, comme décrit dans l'équation (3.19). La Figure 3.5 illustre l'évolution de la variable d'état du système dynamique.

$$\mathbf{s}(t) = \Phi(t, t_0, \mathbf{s}(t_0), \mathbf{e}(t)) \tag{3.19}$$

Les observations sur la variable $\mathbf{s}$ sont discrétisées dans le temps en fonction de la période d'échantillonnage du capteur utilisé. Plus précisément, pour chaque instant t_k, $\mathbf{s}$ est indexée par l'entier k et la séquence $(\mathbf{s}_k)_{k\in\mathbb{N}^+}$ est considérée comme un processus markovien aléatoire.

Le filtrage consiste à déterminer la probabilité *a posteriori* pour la variable $\mathbf{s}_k$ à partir de la suite des observations $(\mathbf{z}_{i_k})_{i_k=1,\dots,k}$. Cette densité de probabilité à l'instant k est notée $p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k})$.

Finalement, plusieurs estimateurs sont possibles pour estimer la variables d'état $\hat{\mathbf{s}}_k$ comme l'estimateur défini par le critère du minimum d'erreur quadratique moyenne (MMSE) dans l'équation (3.20) ou l'estimateur défini par le critère du maximum *a posteriori* (MAP) dans l'équation (3.21).

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \int \mathbf{s}_k \; p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k}) d\mathbf{s}_k. \tag{3.20}$$

$$\hat{\mathbf{s}}_k = \arg\max_{\mathbf{s}_k}(p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k})). \tag{3.21}$$

Filtrage bayésien L'équation de Bayes permet de calculer la densité de probabilité *a posteriori* au cours du temps à travers une fonction de vraisemblance $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{s}_k)$, une densité *a priori* $p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})$ et un terme de normalisation $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})$ comme montré dans l'équation (3.22).

$$p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{s}_k)p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})} \tag{3.22}$$

La densité *a priori* $p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})$ est prédite grâce à l'équation de Chapman-Kolmogorov dans l'équation (3.23) à partir de la densité de probabilité *a posteriori* calculée à l'instant $k-1$ et la densité de probabilité décrivant l'évolution de la variable d'état $p(\mathbf{s}_k|\mathbf{s}_{k-1})$.

$$p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{s}_k|\mathbf{s}_{k-1})p(\mathbf{s}_{k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1}) \; d\mathbf{s}_{k-1} \tag{3.23}$$

Le terme de normalisation est donné depuis l'équation (3.24).

$$p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{z}_k|\mathbf{s}_k)p(\mathbf{s}_k|\mathbf{z}_{1:k-1}) \; d\mathbf{s}_k \tag{3.24}$$

En conclusion, à partir d'une distribution de l'état initial $p(\mathbf{s}_0)$, les équations (3.23) et (3.22) font apparaitre un algorithme récursif pour calculer les distributions *a posteriori* de la variable d'état. Cependant, ces équations demandent des calculs d'intégrales qu'il n'est pas toujours possible d'évaluer. Le filtre de Kalman [77] offre une solution lorsque les équations de mesure (3.2) et de modèle (3.19) sont linéaires et les bruits associés gaussiens. Nous verrons dans la suite comment appliquer ce filtre au suivi de vulnérables (section 3.2.5). Le filtre de Kalman fournit une estimation de l'état du système à l'instant k connaissant les observations jusqu'à cet instant, $\hat{\mathbf{s}}_k$, et une estimation de l'incertitude de cette valeur par l'estimée de la matrice de covariance $\hat{\Sigma}_k$.

Extension au cas multi-obstacles Pour le moment, la variable d'état $\mathbf{s}$ ne décrit qu'un seul obstacle. En réalité, à chaque instant k, le véhicule est entouré de N_k obstacles dynamiques que nous notons $\{\mathbf{s}_k^i\}_{i=1,\ldots,N_k}$.

Les systèmes de mesures sont imparfaits et soumis à des non détections et à la présence de fausses alarmes. À chaque instant k, m_k observations $(\mathbf{z}_k^j)_{j=1,\ldots,m_k}$ sont données par le système de capture. Chaque observation peut être générée depuis un obstacle ou est une fausse alarme et chaque obstacle peut soit produire une mesure ou ne pas être détecté. Trois configurations d'associations existent entre l'ensemble des obstacles routiers et l'ensemble des mesures :

- l'observation $\mathbf{z}_k^j$ provient de l'obstacle $\mathbf{s}_k^i$,
- l'observation $\mathbf{z}_k^j$ est une *fausse alarme*,
- l'obstacle $\mathbf{s}_k^i$ est *non-détectée*.

La résolution de ce problème d'association s'appuie sur de méthodes probabilistes qui ont été étudiées, par exemple, dans la thèse d'Évangeline Pollard [78]. Nous rappelons ici les techniques mises en application pour suivre de multiples obstacles en milieu urbain.

Pour une piste i correspondant à l'obstacle $\mathbf{s}_k^i$, le fenêtrage statistique consiste à sélectionner les mesures $\mathbf{z}_k^j$ statistiquement proches de l'état prédit de l'obstacle à l'instant k à partir des

observations effectuées jusqu'à l'instant $k-1$. L'équation (3.25) introduit la fenêtre statistique qui s'appuie sur la distance de Mahalanobis à partir de la covariance prédite, $\Sigma^i_{k|k-1}$, de la piste pour ajuster la taille de la fenêtre. Plus les caractéristiques d'une piste sont sures, plus sa covariance est faible et plus la fenêtre est rétrécie. Finalement, une possible association est acceptée ou rejetée en comparant cette distance à un seuil statistique γ_w fixé.

$$(\mathbf{z}^j_k - \mathbf{s}^i_{k|k-1})^T \Sigma^{-1}_{k|k-1} (\mathbf{z}^i_k - \mathbf{s}^i_{k|k-1}) \underset{\text{acceptée}}{\overset{\text{rejetée}}{\gtrless}} \gamma_w \tag{3.25}$$

Lorsque cette première étape a permis le filtrage des associations impossibles, différentes techniques permettent de calculer la valeur de la distribution *a posteriori*. L'association ayant la plus grande probabilité peut être choisie (méthode du plus proche voisin), chaque association contribue au calcul de la distribution *a posteriori* (méthode de type joint probabilistic data association - JPDA) [79] ou les hypothèses d'associations multiples génèrent plusieurs filtres en parallèle (méthode de suivi multi-hypothèses - MHT) [80].

3.1.6.2 Fusion multi-capteurs pour la protection des vulnérables

Après avoir vu la détection et la classification, la fusion multi-capteurs pour la protection des usagers vulnérables est une fonction importante. En effet, de nombreux systèmes sont conçus avec de multiples capteurs et se servent de leur complémentarité.

L'*information* est définie comme la fonction descriptive du fonctionnement d'un système, c'est à dire, comment des observations sont générées depuis l'état des obstacles entourant un véhicule. À partir de cette définition, deux formes majeures d'imperfections caractérisent l'information :

- l'incertitude représente les erreurs possibles dans l'expression de la fonction d'information,
- l'ambiguïté caractérise une connaissance faible dans l'espace des données résultant dans une non unicité de la donnée pour chaque obstacle, on parle également d'imprécision.

La description précise des fonctions d'information relatives à chaque type de capteur permet la conception de méthodes de fusion d'information multi-capteurs.

Dans l'article [81], Dasarathy propose une taxonomie de la fusion multi-capteurs en divisant différents niveaux de fusion :

- fusion au niveau données,
- fusion au niveau primitives,
- fusion au niveau décision,
- fusion temporelle.

Les premiers exemples de fusion d'information pour les systèmes de détection de piétons se situent au niveau données et primitives. Dans [82], les auteurs proposent d'effectuer le suivi des piétons dans un repère cartésien 3D. Ils projettent les pistes dans des images infrarouge à partir des paramètres de calibration pour confirmer s'il s'agit effectivement de piétons. Dans [30], les auteurs proposent de générer des ROIs à partir de la réception de signaux émis par les piétons et l'estimation de la position de ces vulnérables par méthode de triangulation. L'article [26] montre l'importance du pré-traitement des données et propose une solution de classification multi-capteurs en s'appuyant sur une fusion au niveau données pour réduire le nombre d'objets à classifier. Cette action élimine des fausses alarmes et accélère les calculs.

La fusion à un plus haut niveau requiert la formulation de règles afin de mettre en correspondance les décisions relatives à chaque capteur. Des approches crédibilistes [25] [83] et probabilistes [6] [84] [85] ont permis la fusion à partir de données laser et caméra.

3.1.6.3 Pistage multi-obstacles

Les observations successives d'un même obstacle permettent de mieux estimer sa trajectoire ainsi que certains paramètres qui ne peuvent être directement mesurés. À partir de modèles de déplacement des piétons, des techniques de suivi ont été étudiées [86]. Une application spécifique à été proposée par Shulz *et al.* [87] afin de pister de multiples piétons environnant un robot mobile grâce à un filtre particulaire et à des mécanismes d'association statistique. Un défi important

soulevé par les auteurs consiste à gérer les occultations tout en gardant une continuité des pistes. Le pistage par filtre de Kalman a également été introduit par Premebida et Nunes [88]. Dans cet article, les auteurs montrent comment est pris en compte le déplacement du véhicule pour la mise à jour des positions des obstacles.

Plus récemment, le développement des filtres PHD (Probability Hypothesis Density) et CPHD (Cardinalized PHD) basés sur la théorie des ensembles finis aléatoires a permis aux chercheurs de proposer de nombreuses solutions pour le pistage des piétons [89] [90] [91] [92]. Ces nouvelles approches gèrent le nombre potentiellement important de cibles ainsi que les occultations par l'utilisation de modèles adaptés à chaque type de capteur tels que des images caméra [91], des impacts laser [90], des approches multi-capteurs [89] et des approches distribuées [92].

3.1.7 Conclusion

L'état de l'art des systèmes de protection des usagers vulnérables met en avant une chaine de traitement générale. Pour ce type d'approches, la perception nécessite l'estimation du positionnement relatif des usagers par rapport au véhicule et l'estimation de leur vitesse de déplacement absolue. La classification des obstacles apparaît comme un étape cruciale afin de mieux identifier les actions possibles de chacun et de mieux évaluer les risques de collision. Pour un système coopératif, les autres usagers communicants sont identifiés grâce à une bonne classification des obstacles. La classification des piétons a essentiellement été abordée par des techniques de vision. Les méthodes de classification existantes s'appuient majoritairement sur une unique détection d'un objet pour lui attribuer une classe et ne cherchent pas à utiliser les observations successives d'un même objet pour mieux estimer sa classe.

Au cours de cette thèse, nous présentons tout d'abord un système de perception des vulnérables s'appuyant sur des données laser pour la détection et le suivi des obstacles et des images pour la classification de piétons. Nous introduisons les différentes étapes de ce système et montrons comment des pistes de perception décrivant les usagers vulnérables sont construites.

Les nuages de points laser produits pas les obstacles routiers présentent certaines caractéristiques

en fonction de la classe de l'objet détecté par ce capteur. Or, ces caractéristiques telles que la présence de deux jambes pour un piéton ou de segments perpendiculaires pour un véhicule n'ont pas été exploitées dans la littérature. Dans cette thèse, nous proposons une nouvelle méthode de classification qui s'appuie sur des descripteurs spécifiques et exploite les observations successives d'un même obstacle routier.

3.2 Solution proposée pour la perception des usagers vulnérables

3.2.1 Description générale

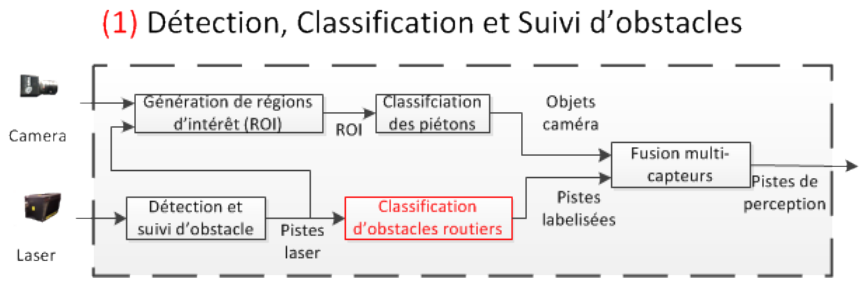


FIGURE 3.6: Architecture du système de perception des usagers vulnérables

La Figure 3.6 introduit le système de perception des usagers vulnérables basé uniquement sur les mesures reçues depuis les capteurs embarqués dans le véhicule. Cette solution se divise en modules en série dont les fonctions sont détaillées au cours de cette section. La fonction de classification à partir des détections par laser fait l'objet d'une attention particulière dans la section 3.3.

Comme nous l'avons présenté lors de la section 3.1.2.2, le système de perception des vulnérables s'appuie sur des capteurs laser fournissant des données sur les positions relatives des obstacles ainsi que sur des caméras offrant une information enrichie pour reconnaitre les piétons. Il extrait ainsi l'information nécessaire pour évaluer les risques de collision.

Tout d'abord, nous présentons la détection et le suivi des obstacles à partir des données laser.

Puis, la génération des candidats potentiels pour la classification des piétons dans les données images est décrite. Cette étape est effectuée en construisant des régions d'intérêt à partir d'*a priori* sur la position ainsi que la taille des piétons. Une méthode de classification automatique fournit un ensemble de piétons puis les résultats obtenus par le laser et la caméra sont associés pour créer les pistes de perception en sortie du module de détection et de localisation des usagers vulnérables.

La système que nous exposons ici s'appuie en grande partie sur la solution développée par Gwennaël Gâté dans le cadre du projet LOVe [93]. Au cours des sections suivantes, nous illustrons les différentes fonctions et expliquons les points clés de chacune d'entre elles pour estimer les pistes représentant les usagers vulnérables.

3.2.2 Détection d'obstacles

Un capteur laser produit une liste $\mathcal{P} = \{(x^j, y^j, z^j, I^j); j = 1, ..., m_{\mathcal{P}}\}$ d'impacts exprimés dans un référentiel cartésien (X,Y,Z) où I^j représente l'intensité du point j.

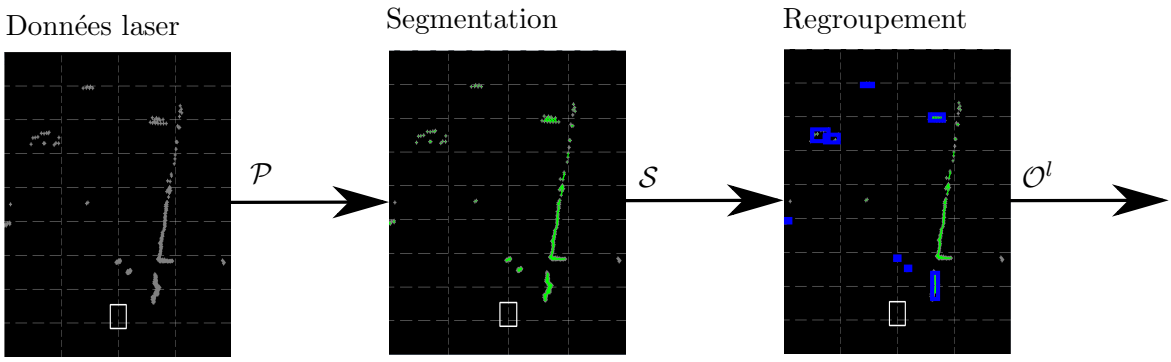


FIGURE 3.7: Détection d'obstacles par capteur laser

Lorsque le laser fournit des données sur une unique couche ou un faible nombre de couches, la solution de détection s'appuie sur l'algorithme décrit par Mendes *et al.* [49] qui consiste a diviser l'ensemble $\mathcal{P}$ en segments reliant les points proches les uns des autres. Les segments $\mathcal{S}$ suffisamment courts pour considérer qu'ils appartiennent à un même obstacle sont conservés,

comme l'illustre la Figure 3.7.

Lorsque le capteur propose une représentation dense de l'environnement 3D, de telles méthodes ne sont plus applicables et des techniques spécifiques de segmentation 3D du nuage de points sont mises en application [51].

Quel que soit le type de capteur laser générant le nuage de point $\mathcal{P}$, l'algorithme de détection d'obstacle retourne une liste de $m_{\mathcal{O}^l}$ objets, $\mathcal{O}^l$, définie dans l'équation (3.26) où $\mathcal{P}^{l,j}$ représente le sous ensemble d'impacts ayant permis la génération de l'objet $O^{l,j}$.

$$\mathcal{O}^l = \{\mathcal{O}^{l,j} = (x^{l,j}, y^{l,j}, z^{l,j}, \mathcal{P}^{l,j}); j = 1, ..., m_{\mathcal{O}^l}\} \tag{3.26}$$

3.2.3 Génération de régions d'intérêt pour la détection de piétons par vision

Une caméra fixée sur le véhicule fournit périodiquement une image $\mathcal{I}$ de l'environnement.

La détection de piétons par vision nécessite la génération de ROIs dans l'image $\mathcal{I}$. Une ROI représente une connaissance *a priori* sur la localisation des usagers vulnérables et permet de réduire l'espace de recherche afin d'augmenter la vitesse de traitement et de réduire les fausses alarmes.

Dans les ROIs, les piétons sont recherchés par une analyse multi-échelle de l'image. Des paramètres sur la taille minimum et maximum (H_{min} et H_{max}) des usagers recherchés ainsi que leur largeur minimum et maximum (W_{min} et W_{max}) contraignent cette recherche multi-échelle en donnant des limites aux fenêtres décrivant les candidats potentiels. Le Figure 3.8 montre la génération de l'ensemble $\mathcal{R}$ dans l'image.

La liste de ROIs, $\mathcal{R}$, contraignant le recherche de piétons dans $\mathcal{I}$ est définie à partir de deux types d'*a priori* :

- depuis les dimensions minimales et maximales des piétons, des rectangles avec différentes hauteurs et largeurs sont créés dans l'image, la profondeur de l'image est découpée en

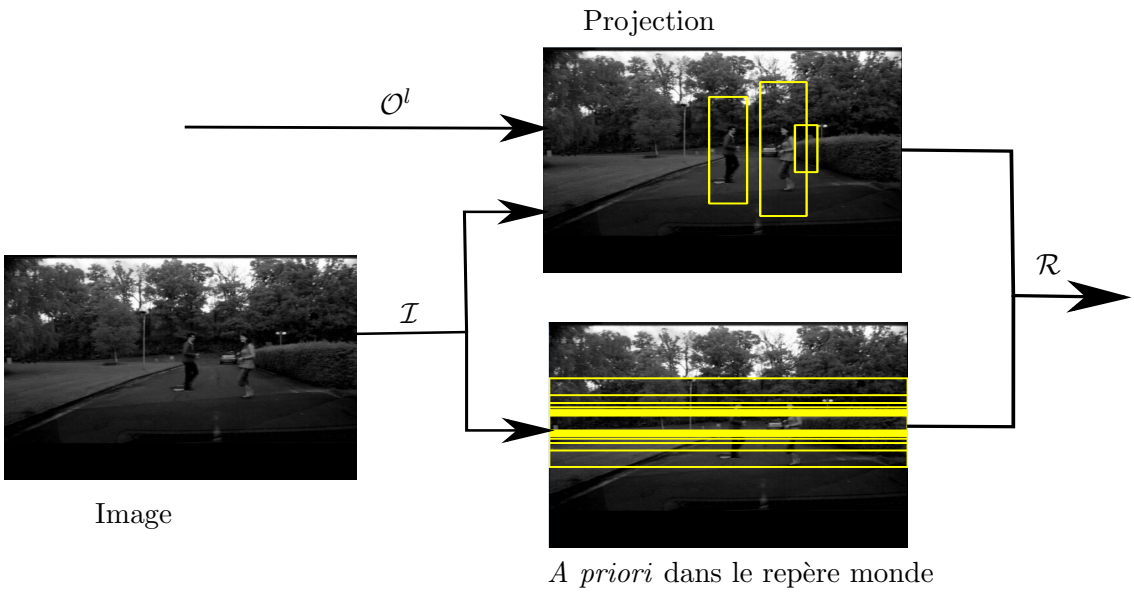


FIGURE 3.8: Génération de ROIs pour la classification de piétons

plusieurs tranches comme le montre l'image en bas de la Figure 3.8,

- la liste d'objets laser $\mathcal{O}^l$ génère des régions aux positions décrites par chaque objet comme le montre l'image en haut de la Figure 3.8.

La calibration de la caméra par rapport à un repère du véhicule permet de connaître les paramètres reliant le monde réel au repère dans lequel est exprimé l'image [94].

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = M_{monde->image} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \tag{3.27}$$

3.2.4 Classification des vulnérables

La fonction de détection génère un ensemble important de piétons potentiels $\mathcal{R}$. L'étape de classification, réduit cet ensemble pour ne conserver que ceux validés par la méthode de reconnaissance

$\mathcal{O}^c$.

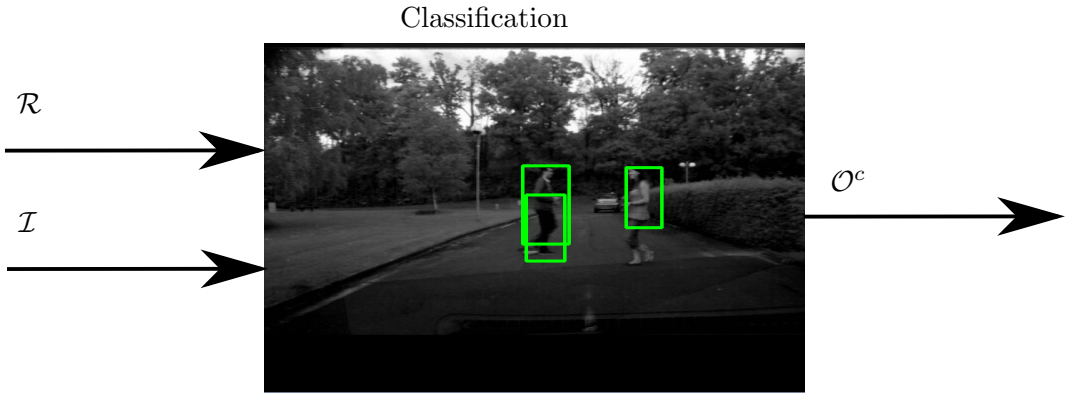


FIGURE 3.9: Classification d'usagers vulnérables

Après l'étude de l'état de l'art concernant la reconnaissance de piétons par vision, nous avons choisi d'appliquer une méthode de classification à partir de descripteurs de type HOG [54] et d'une classification par classifieurs en cascade entrainés par adaboost [68]. Une implémentation de cette méthode est directement disponible dans la libraire de vision par ordinateur OpenCV [1]. En conséquence, un module s'appuyant sur cette implémentation a été développé afin de valider si les détections correspondent effectivement à des piétons ou non. La Figure 3.9 illustre la classification de piétons à partir de l'image et des ROIs.

Durant la section 3.3, une méthode de classification à partir des données laser est introduite. Cette nouvelle classification peut être vue comme complémentaire ou remplaçante de la classification par vision.

3.2.5 Pistage multi-obstacles

Pour chaque obstacle $O^{l,j} \in \mathcal{O}^l$, la mesure $\mathbf{z}_k^{l,j} = [x_k^{G,l,j}, y_k^{G,l,j}]^T$, à tout instant k, est fournie par les coordonnées de l'obstacle détecté dans le repère global définit sur la Figure 3.2. Cette

1. OpenCV (Open Source Computer Vision) est une librairie fournissant des fonctions pour le vision par ordinateur. http ://opencv.org/

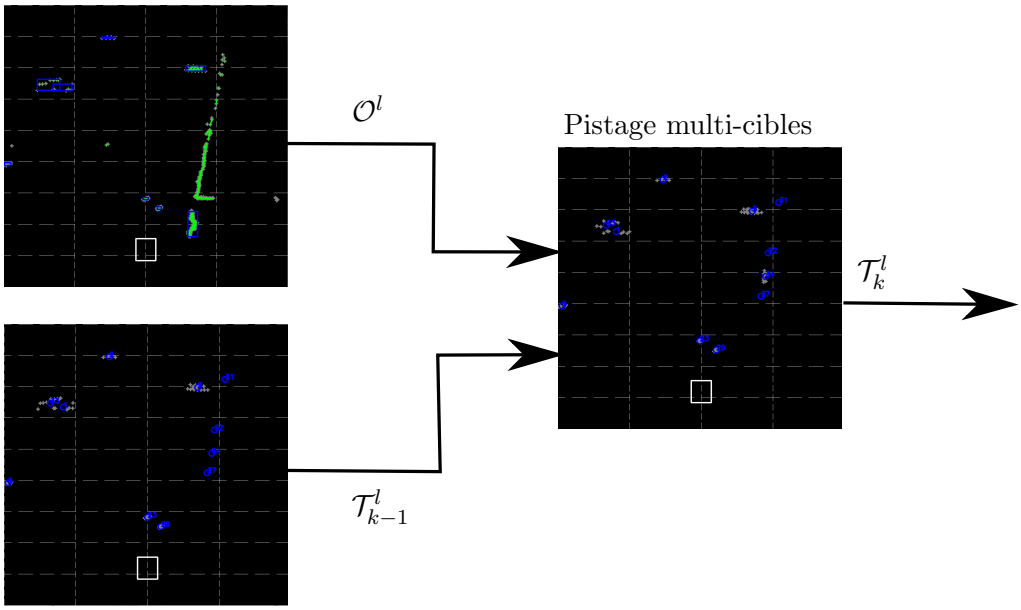


FIGURE 3.10: Pistage multi-cibles d'obstacles routiers

mesure est calculée depuis la position du véhicule dans le repère global $(x_V^G, y_V^G, \theta_V^G)$ et la mesure de l'obstacle fournie par la détection $(x_k^{l,j}, y_k^{l,j})$ comme le montre l'équation (3.28).

$$\begin{bmatrix} x_k^{G,l,j} \\ y_k^{G,l,j} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\theta_V^G) & -\sin(\theta_V^G) \\ \sin(\theta_V^G) & \cos(\theta_V^G) \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_k^{l,j} \\ y_k^{l,j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_V^G \\ y_V^G \end{bmatrix} \tag{3.28}$$

Le pistage estime l'état $\hat{\mathbf{s}}_k^{G,i} = [x_k^{G,i}, y_k^{G,i}, vx_k^{G,i}, vy_k^{G,i}]^T$ d'un obstacle i dans le repère global et construit une piste $\mathcal{T}_k^{l,i}$ à l'instant k.

De cette manière, le modèle d'état introduit par l'équation (3.19) est définit par un modèle à vélocité constante dans l'équation (3.29). Cette équation présente un modèle linéaire gaussien où Δt_k est l'intervalle de temps entre les instants $k-1$ et k.

$$\mathbf{s}_k^{G,i} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t_k & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t_k \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \mathbf{s}_{k-1}^{G,i} + \mathbf{e}_k^i \quad \text{où } \mathbf{e}_k^i \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_{evol,k}) \tag{3.29}$$

Une mesure $\mathbf{z}_k^{l,j}$ est générée pour un obstacle j depuis le modèle linéaire gaussien défini par l'équation (3.30). Ce modèle d'observation fait apparaitre la mesure de la position et l'absence de mesure pour la vitesse.

$$\mathbf{z}_k^{l,j} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{s}_k^{G,i} + \mathbf{v}_k^j \quad \text{où } \mathbf{v}_k^j \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_{obs,k}) \tag{3.30}$$

Une méthode de type JPDA [93] associe les mesures avec l'état des obstacles routiers.

Le filtre de Kalman estime de manière optimale l'état du système $\hat{\mathbf{s}}_k^{G,j}$ ainsi que sa matrice de covariance $\hat{\Sigma}_k^j$ pour chaque instant k.

Finalement, la piste $\mathcal{T}_k^{l,j}$ est mise à jour avec l'état de l'obstacle $\hat{\mathbf{s}}_k^i = [\hat{x}_k^{L,l,i}, \hat{y}_k^{L,l,i}, \hat{vx}_k^{L,l,i}, \hat{vy}_k^{L,l,i}]^T$ dont les paramètres sont donnés par l'équation (3.31).

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_k^{L,l,i} \\ \hat{y}_k^{L,l,i} \\ \hat{vx}_k^{L,l,i} \\ \hat{vy}_k^{L,l,i} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\theta_V^G) & \sin(\theta_V^G) & 0 & 0 \\ -\sin(\theta_V^G) & \cos(\theta_V^G) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cos(\theta_V^G) & \sin(\theta_V^G) \\ 0 & 0 & -\sin(\theta_V^G) & \cos(\theta_V^G) \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_k^{G,l,i} - x_V^G \\ \hat{y}_k^{G,l,i} - y_V^G \\ \hat{vx}_k^{G,l,i} \\ \hat{vy}_k^{G,l,i} \end{bmatrix} \tag{3.31}$$

La Figure 3.10 montre la mise à jour des pistes des obstacles situés devant le véhicule.

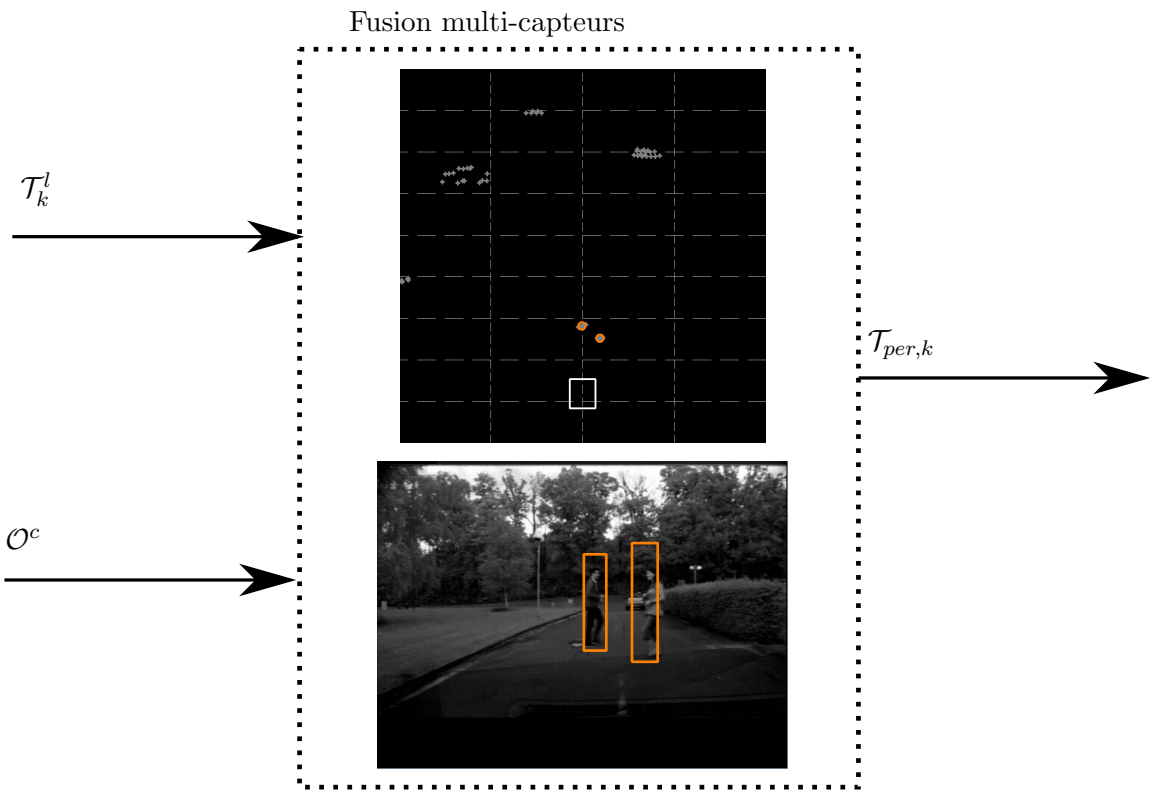


FIGURE 3.11: Fusion multi-capteurs

3.2.6 Fusion multi-capteurs

Lorsque des piétons sont détectés dans les images caméra, une étape de fusion détermine depuis quelle piste provient chacune des détections. Cette fusion est possible par le biais d'une association entre les pistes créées depuis la détection par laser et les piétons reconnus.

La Figure 3.11 illustre les résultats de la fusion pendant laquelle les deux piétons sont mis en avant. Les pistes laser sont projetées dans le repère image à partir de l'équation (3.27) et un calcul de recouvrement entre les boites englobantes des détections par vision $\mathcal{O}^c$ et des pistes laser $\mathcal{T}_k^l$ associe les résultats des traitements vision et laser [93] [95]. Cette fonction construit les pistes de perception $\mathcal{T}_{per,k}$.

Comme le montre la Figure 3.11, cette étape réduit fortement le nombre de pistes en supprimant

celles ne correspondant pas à des usagers vulnérables.

3.2.7 Discussion

Dans cette partie, nous avons présenté un système complet afin de percevoir les obstacles, plus particulièrement les usagers vulnérables, situés autour du véhicule. Il est à noter que ce système s'appuie sur de nombreuses fonctions au niveau de l'état de l'art qui peuvent être améliorées par les résultats récents dans le domaine de la reconnaissance de piétons [8] [73] ou du suivi multi-cibles en environnement urbain [96]. L'étape de fusion multi-capteurs devrait également être étudiée plus spécifiquement dans le futur. Toutefois, notre approche représente un système de perception « classique » qui permet de traiter les scénarios ciblés par la thèse (un piéton traversant devant le véhicule) et est fonctionnel en vue d'une combinaison avec des moyens de communication véhiculaire.

Pour les futures évolutions des systèmes de perception, il est intéressant de noter l'apport de données 3D afin de mieux prendre en compte le relief de l'environnement. Des traitement spécifiques aux observations 3D doivent cependant être proposés. Des modèles de capteurs plus complets sont également à envisager dans le futur afin de mieux distinguer entre les zones visibles et les zones occultées. Ensuite, le suivi des obstacles détectés en milieu urbain présente encore certains défis afin de gérer l'apparition et la disparition de ces obstacles dans le champ de vision des capteurs et afin de prendre en compte des modèles de déplacement pour les différentes classes d'usagers. Finalement, un suivi précis de la trajectoire des usagers vulnérables doit mener à une meilleure évaluation des risques de collision et à mieux détecter les situations de danger.

3.3 Classification multi-classes d'obstacles à partir de données laser

3.3.1 Description du problème

La classification d'objets complexes tels que les obstacles routiers a été abordée par le passé grâce à des solutions basées sur l'apprentissage statistique tels que SVM [72] [54] et adaboost [70] [74] [75].

Les capteurs automobiles fournissent des données successives avec une certaine fréquence et les techniques de pistage estiment l'état des obstacles autour du véhicule [96] [91] [97]. Cependant, les systèmes de reconnaissance visuelle classiques [76] [67] [54] n'utilisent pas les observations consécutives pour mieux estimer la classe des objets détectés. De manière similaire, les auteurs ayant appliqué ces méthodes avec des données laser cherchent uniquement à obtenir les meilleures performances de classification pour chaque objet détecté [70] [74] [75].

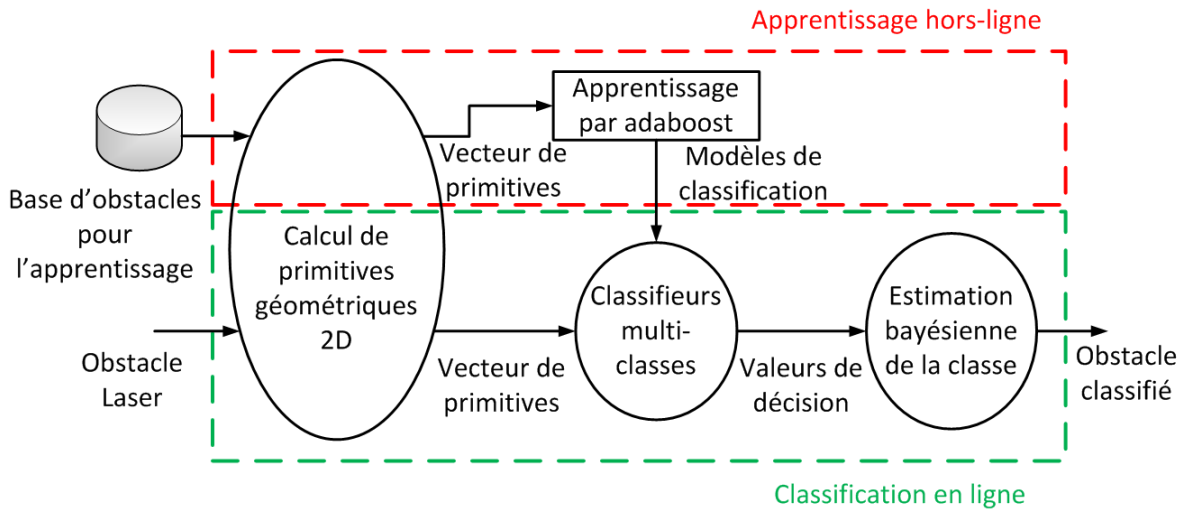


FIGURE 3.12: Classification multi-classes d'obstacles routiers par capteur laser

La Figure 3.12 décrit le système que nous introduisons pour effectuer la classification d'obstacles routiers. Ce système prend en entrée un obstacle laser $\mathcal{O}^{l,i}$ détecté (section 3.2.2) et estime

en sortie la classe $\hat{C}^i$ de cet obstacle qui est un paramètre de la variable d'état définie par l'équation (3.19).

Ce système calcule tout d'abord un vecteur de primitives adaptées aux obstacles routiers, puis évalue chaque classe d'obstacle routier à partir de modèles appris hors ligne, et, intègre finalement les valeurs de décision au cours du temps de manière bayésienne.

3.3.2 Définition de primitives géométriques

La première étape pour attribuer une classe aux obstacles routiers détectés depuis le véhicule consiste à définir une liste de fonctions décrivant les caractéristiques de ces objets.

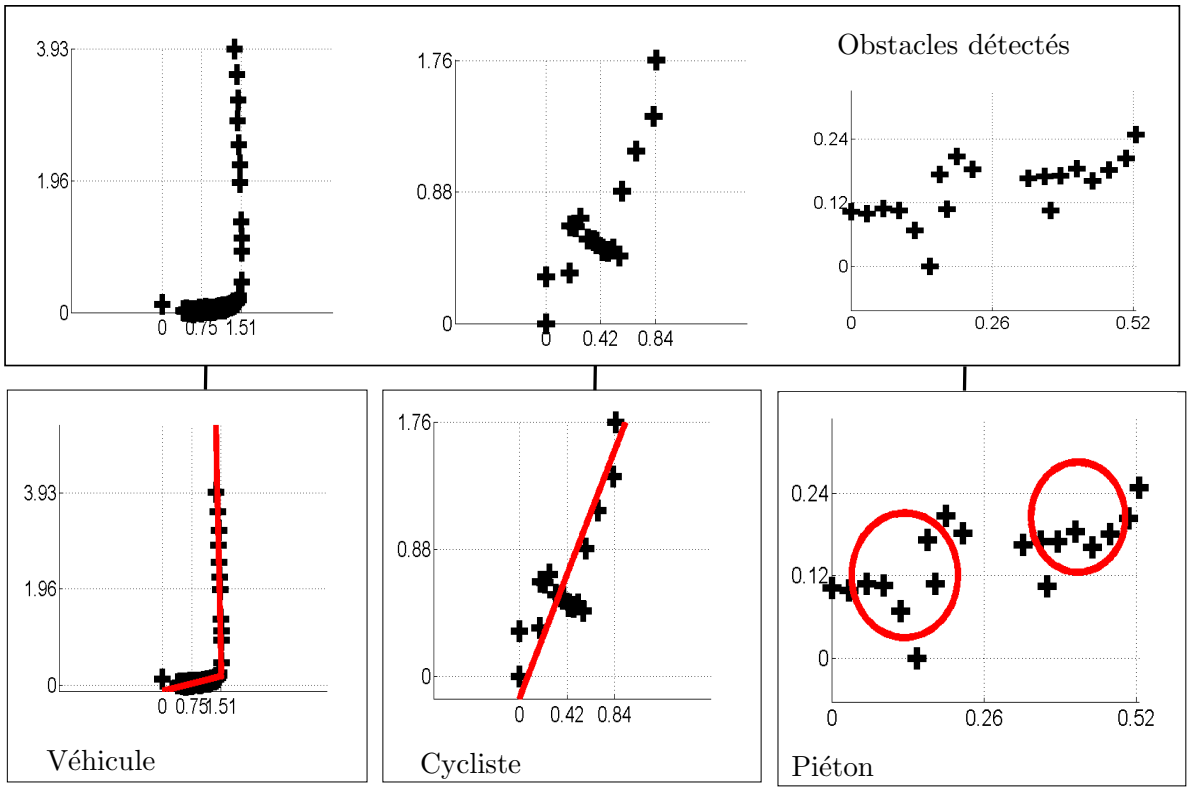


FIGURE 3.13: Illustration des caractéristiques des objets détectés par laser

La Figure 3.13 illustre comment sont représentées différentes classes d'obstacles routiers (piéton,

cycliste et véhicule) par des nuages de points laser. Particulièrement, certaines connaissances *a priori* sur les obstacles mobiles rencontrés en milieu urbain permettent de décrire chaque classe de manière particulière :

- les deux jambes des piétons sont observées comme deux sous ensembles de points,
- les cyclistes sont des objets approximativement linéaires,
- suivant le point de vue, les véhicules sont observés par une ligne (généralement l'avant ou l'arrière de ce véhicule) ou par deux droites perpendiculaires.

Tableau 3.2: Liste des primitives géométriques 2D.

	No	Primitive	No	Primitive
Générique	f_1	Nombre de points	f_2	Largeur
	f_3	Longueur	f_4	Écart type
	f_5	Déviation moyenne depuis la médiane	f_6	Linéarité
	f_7	Circularité	f_8	Rayon
	f_9	Longueur de la frontière	f_{10}	Régularité de la frontière
	f_{11}	Courbure moyenne	f_{12}	Différence angulaire moyenne
	f_{13}-f_{14}	Distance de saut droite & gauche	f_{15}	Vitesse
	f_{16}	Orientation	f_{82}	Nombre de points normalisé
	f_{83}	Intensité moyenne	f_{84}	Intensité maximale
	f_{85}	Écart type de l'intensité	f_{47}-f_{51}	Dérivée de f_2-f_5, f_{16}
Véhicule	f_{17}	Angle entre s_1^i and s_2^i	f_{18}	Longueur de s^i
	f_{19}-f_{20}	Longueur max & min dans $\{s_1^i, s_1^i\}$	f_{21}	Ratio entre la longueur de s_1^i et s_2^i
Piéton	f_{22}-f_{23}	Distances min & max dans $\{O^{l,i}O_1^{l,i}, O^{l,i}O_2^{l,i}\}$	f_{24}	Distance $O_1^{l,i}O_2^{l,i}$
	f_{25}	Ratio entre les distances $O^{l,i}O_1^{l,i}$ et $O^{l,i}O_2^{l,i}$	f_{26}-f_{39}	f_2-f_8 min & max dans $\{\mathcal{P}_1^{l,i}, \mathcal{P}_2^{l,i}\}$
	f_{40}-f_{42}	f_8-f_{10} Ratio entre $\mathcal{P}_1^{l,i}$ et $\mathcal{P}_2^{l,i}$	f_{52}-f_{59}	Dérivées de f_2-f_5 dans $\{\mathcal{P}_1^{l,i}, \mathcal{P}_2^{l,i}\}$
	f_{60}-f_{63}	f_7-f_8 dans $\{\mathcal{P}_1^{l,i}, \mathcal{P}_2^{l,i}\}$		
Centrées	f_{43}-f_{46}	f_2-f_5 dans $\mathcal{P}_R^{l,i}$		
	f_{64}-f_{69}	Écart type latéral & longitudinal dans $\{\mathcal{P}_R^{l,i}, \mathcal{P}_{R_1}^{l,i}, \mathcal{P}_{R_2}^{l,i}\}$		
	f_{70}-f_{73}	Écart type min & max et latéral & longitudinal dans $\{\mathcal{P}_{R_1}^{l,i}, \mathcal{P}_{R_2}^{l,i}\}$		
	f_{74}-f_{75}	Ratio entre l'écart type latéral & longitudinal dans $\{\mathcal{P}_{R_1}^{l,i}\mathcal{P}_{R_2}^{l,i}\}$		
	f_{76}-f_{81}	Dérivée de l'écart type latéral & Longitudinal dans $\{\mathcal{P}_R^{l,i}, \mathcal{P}_{R_1}^{l,i}, \mathcal{P}_{R_2}^{l,i}\}$		

À partir de cette description des obstacles routiers, une liste de 85 primitives est établie et présentée dans le Tableau 3.2. Pour plus de simplicité, ces primitives sont séparées en quatre catégories : **génériques**, **véhicules**, **piétons** et **centrées sur l'obstacle**. En considérant un obstacle $\mathcal{O}^{l,i}$ particulier, les notations suivantes sont définies pour expliquer les primitives du Tableau 3.2 :

- $0^{l,i}(x^{l,i}, y^{l,i})$, le centre du groupe de points laser.
- $\mathcal{P}_1^{l,i}$ et $\mathcal{P}_2^{l,i}$, les deux groupes de points extraits par la séparation du nuage $\mathcal{O}^{l,i}$ en deux avec l'algorithme 2-Means.
- $0_1^{l,i}$ et $0_2^{l,i}$, les centroïdes des nuages $\mathcal{P}_1^{l,i}$ et $\mathcal{P}_2^{l,i}$.
- $\mathcal{P}_R^{l,i}$, $\mathcal{P}_{R_1}^{l,i}$ et $\mathcal{P}_{R_2}^{l,i}$, les ensembles $\mathcal{P}^{l,i}$, $\mathcal{P}_1^{l,i}$ et $\mathcal{P}_2^{l,i}$ transformés dans le repère centré sur $0^{l,i}$ et orienté suivant le sens de déplacement de l'obstacle $\mathcal{O}^{l,i}$.
- s^i, le segment ajusté sur le nuage $\mathcal{P}^{l,i}$.
- s_1^i et s_2^i, les deux segments ajustés à $\mathcal{P}^{l,i}$ pour décrire les deux côtés d'un véhicule.

Les primitives **génériques** sont composées des primitives introduites dans [70] pour décrire les personnes dans les données laser 2D, la longueur du groupe de points, ainsi que l'orientation mesurée de l'obstacle (f_1-f_{16}). Afin réduire l'impact de la distance véhicule-objet sur le nombre de points observés, celui-ci est normalisé par la distance (f_{82}). Enfin, des descripteurs calculés à partir de l'intensité des impacts laser (f_{83}-f_{85}) sont ajoutés.

Les primitives **véhicules** sont définies par l'ajustement d'un ou deux segments sur le groupe de points $\mathcal{P}^{l,i}$ et en calculant diverses valeurs sur ces segments (f_{17}-f_{21}).

Les primitives **piétons** sont définies à partir de la détection des jambes dans les groupes d'impacts laser. Différentes valeurs sont calculées depuis chaque sous-ensemble associé à chaque jambe telles que la distance entre les centroïdes $0_1^{l,i}$ et $0_2^{l,i}$, la distance de chacun de ces centroïdes au centre $0^{l,i}$ du groupe de points (f_{22}-f_{25}), ainsi que le calcul des primitives génériques sur chacun des sous-ensembles de points (f_{26}-f_{42},f_{60}-f_{63}).

Les primitives **centrées sur l'obstacle** sont des descripteurs calculés par la transformation du nuage de points $\mathcal{P}^{l,i}$ dans un repère centré sur le centre $0^{l,j}$ de ce groupe de points (f_{43}-f_{46},f_{64}-f_{81}). Ces primitives apportent une nouvelle vision des descripteurs génériques en appliquant une rotation suivant l'orientation de l'obstacle et décrivent les déformations possibles des obstacles rencontrés.

3.3.3 Apprentissage multi-classes

Les méthodes de type SVM et adaboost (section 3.1.5.1) ont été envisagées pour concevoir des classifieurs par apprentissage automatique supervisé.

Comme nous l'avons vu dans la section 3.1.5.1, la méthode adaboost est attrayante car des classifieurs faibles sont très simplement définis à partir de chacune des primitives décrite dans le Tableau 3.2. Cette approche a été développée pour la détection de piétons à partir d'images dans [67] puis appliquée aux données laser par Arras *et al.* [70].

Dans l'équation (3.32), h_j décrit le classifieur faible pour la primitive f_j, où γ_j est le seuil entre les deux classes, et, ν_j vaut soit +1 ou -1 afin de définir le sens de l'inégalité.

$$h_j(\mathbf{f}) = \begin{cases} +1, & \text{si } \nu_j F_j(\mathbf{f}) < \nu_j \gamma_j \\ -1, & \text{sinon} \end{cases} \tag{3.32}$$
$$\text{où } F_j(\mathbf{f}) = f_j$$

Durant la phase d'entrainement, le classifieur faible avec le meilleur score de classification est sélectionné de manière itérative à chaque instant $q = 1, ..., Q$. Comme toutes les primitives sont utilisées pour entrainer les classifieurs faibles, il est possible de sélectionner la même primitive générant un classifieur faible pour deux instants distincts q_1 et q_2. Cependant, ces classifieurs auront des seuils différents γ_{q_1} et γ_{q_2}. Finalement, le classifieur fort est donné dans l'équation (3.33) par une somme des classifieurs faibles h_q pondérés par une valeur α_q. Cette somme fournit une valeur de décision à laquelle il faut appliquer un seuil pour choisir dans quelle classe se trouve l'obstacle considéré.

$$d(\mathbf{f}) = \sum_{q=1}^{Q} \alpha_q h_q(\mathbf{f}) \tag{3.33}$$

Algorithme 1 : Algorithme d'apprentissage par adaboost

pour $j_c = 1, ..., c$ **faire**

- Sélectionner un ensemble N exemples $(\mathbf{f}^1, \upsilon_1), ..., (\mathbf{f}^N, \upsilon_N)$, où υ_n=+1 si l'exemple n est de classe C_{j_c} et υ_n=−1 sinon, de telle manière que $N/2$ exemples sont de classe C_{j_c} et $N/2$ exemples sont choisis parmi les autres classes;
- Initialiser le poids $D_1(n) = \frac{1}{N}$ pour chaque exemple;

pour *q=1,...,Q* **faire**

1) Normaliser les poids $D_q(n) = \frac{D_q(n)}{\sum_{m=1}^{N} D_q(m)}$;
2) Pour chaque primitive f_j, entrainer un classifieur faible h_j depuis $D_q(n)$;
3) Pour chaque h_j, calculer $r_j = \sum_{n=1}^{N} D_q(n)\upsilon_n h_j(\mathbf{f}^n)$, où $h_j(\mathbf{f}^n) \in \{+1, -1\}$;
4) Choisir le classifieur h_j qui maximise $|r_j|$ et fixer $(h_q, r_q) = (h_j, r_j)$;
5) Mettre à jour les poids : $D_{q+1}(n) = D_q(n) \exp(-\alpha_q \upsilon_n h_q(\mathbf{f}^n))$, où $\alpha_q = \frac{1}{2} \log(\frac{1+r_q}{1-r_q})$;

Le classifieur fort est donné par la fonction de décision $d_{j_c}(\mathbf{f}) = \sum_{q=1}^{Q} \alpha_q h_q(\mathbf{f})$;

Afin de construire un classifieur multi-classes, nous avons choisi d'appliquer une stratégie une contre toutes (one vs. all), *i.e.*, pour chaque classe $C_{j_c} \in \mathcal{C}$, un classifieur est construit pour cette classe en considérant les objets des autres classes afin d'apprendre la frontière de décision. Cette approche est intéressante pour établir une mesure sur la vraisemblance pour un obstacle d'appartenir à la classe C_{j_c}. L'algorithme 1 résume l'apprentissage multi-classes par adaboost.

3.3.4 Estimation bayésienne de la classe

Finalement, la classe de chaque obstacle $C_{j_c} \in \mathcal{C} \cup C_0$, où C_0 correspond à la classe « Non objet » pour les obstacles n'appartenant à aucune des classes d'obstacles routiers prédéfinies, est attribuée à partir des valeurs de décision fournies par le classifieur.

Considérons que la piste $\mathcal{T}_k^{l,i}$ associée à un obstacle est composée de k groupes de points

$\{\mathcal{O}_1^{l,i}, ..., \mathcal{O}_k^{l,i}\}$ correspondant à k observations consécutives de l'obstacle.

La classification multi-classes de $\mathcal{O}_k^{l,i}$ fournit c valeurs de décisions $\{d_{k,j_c}^i\}_{j_c=1,...c}$. Le vecteur $\mathbf{D}_k^i = [d_{k,1}^i, ..., d_{k,c}^i]^T$ est alors considéré comme étant une observation de la classe de la piste $\mathcal{T}_k^{l,i}$ permettant d'estimer la distribution *a posteriori* $p(C_{j_c}^i|\mathbf{D}_k^i, ..., \mathbf{D}_1^i)$.

À chaque instant k, la distribution *a posteriori* est mise à jour à partir de l'état précédent $k-1$, de la vraisemblance de chaque observation sachant la classe $C_{j_c}^i$, $p(\mathbf{D}_k^i|C_{j_c}^i)$, et d'un terme de normalisation grâce à la règle de Bayes, comme décrit dans l'équation (3.34).

$$p(C_{j_c}^i|\mathbf{D}_k^i, ..., \mathbf{D}_1^i) = \frac{p(C_{j_c}^i|\mathbf{D}_{k-1}^i, ..., \mathbf{D}_1^i)p(\mathbf{D}_k^i|C_{j_c}^i)}{\sum_{n=0}^{c} p(C_n^i|\mathbf{D}_{k-1}^i, ..., \mathbf{D}_1^i)p(\mathbf{D}_k^i|C_n^i)} \tag{3.34}$$

Le point clé pour la mise à jour de la distribution *a posteriori* est dans l'expression de la fonction de vraisemblance. La fonction de vraisemblance est définie dans l'équation (3.35), où sigm [2] est la fonction sigmoïde souvent utilisée dans les réseaux de neurones. Elle prend ses valeurs dans $\mathbb{R}$ et retourne des données dans l'intervalle $]0, 1[$. En effet, adaboost retourne des valeurs de décision dans l'espace $\mathbb{R}$ (voir équation (3.18)). La fonction sigmoïde permet également d'adapter facilement cette mise à jour à tout autre classifieur. L'équation (3.35) exprime donc un degré de vraisemblance sur l'appartenance à la classe C_{j_c} de l'obstacle détecté. Ensuite, la vraisemblance pour la classe C_0 est définie comme la valeur minimum de ne pas appartenir à aucune autre classe. Cette fonction de vraisemblance n'est pas une densité de probabilité, cependant, le dénominateur de l'équation (3.34) est un terme de normalisation assurant que la somme de la distribution *a posteriori* vaut 1.

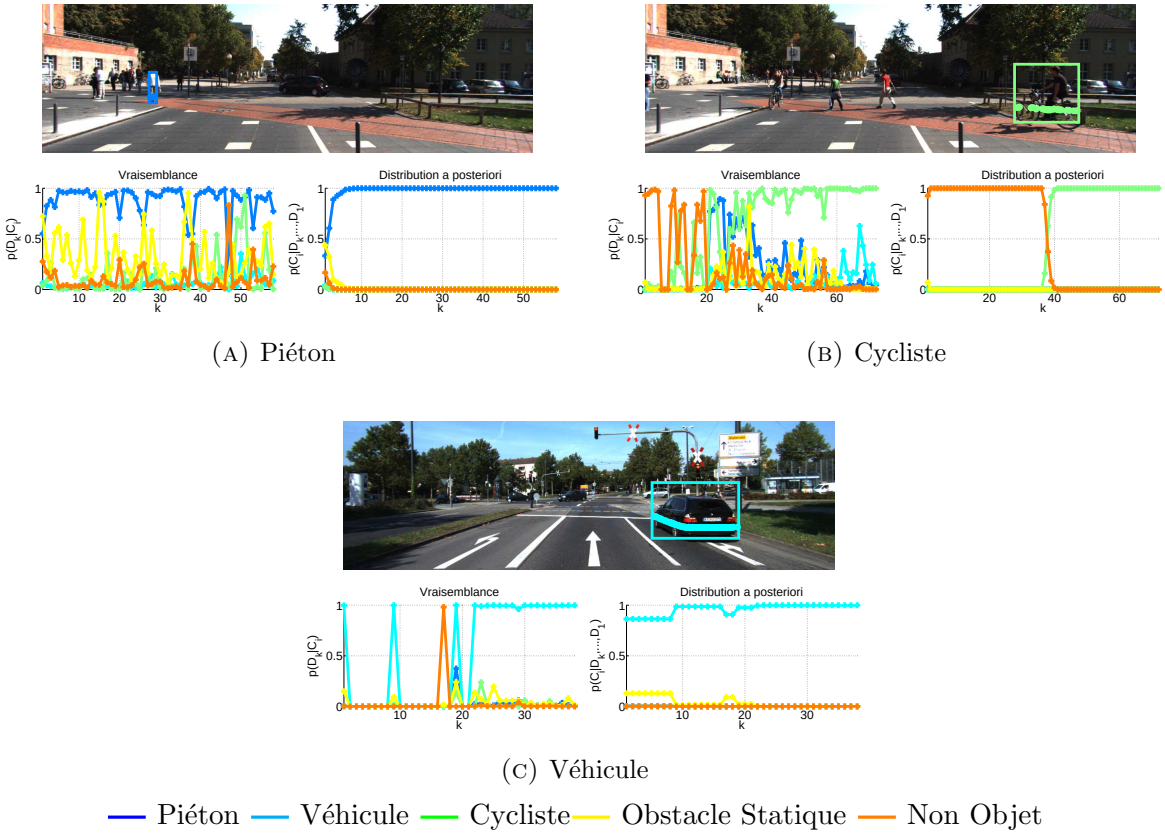
$$p(\mathbf{D}_k^i|C_{j_c}^i) = \begin{cases} \min\limits_{n=1,...,c}(1 - \text{sigm}(d_{k,n}^i)), \text{ si } j_c = 0 \\ \text{sigm}(d_{k,j_c}^i), \text{ si } j_c \neq 0 \end{cases} \tag{3.35}$$

La classe $\hat{C}^i$ de l'obstacle $\mathcal{T}_k^{l,i}$ est estimée à partir de l'estimateur MAP dans l'équation (3.36).

2. $\text{sigm(x)} = \frac{1}{1+e^{-x}}$

$$\hat{C}^i = \arg\max_{C^i_{jc} \in \mathcal{C}} (p(C^i_{jc} | \mathbf{D}^i_k, ..., \mathbf{D}^i_1)) \tag{3.36}$$

3.3.5 Exemples de classification d'obstacles routiers



(A) Piéton (B) Cycliste

(C) Véhicule

Piéton Véhicule Cycliste Obstacle Statique Non Objet

FIGURE 3.14: Exemples de classification de pistes

Nous illustrons le fonctionnement de la classification d'obstacles routiers sur la Figure 3.14 grâce à un exemple appartenant à plusieurs classes d'obstacle dynamique : piéton, cycliste et véhicule. Pour chaque sous-figure, la figure en bas à gauche montre la vraisemblance de la classification de l'obstacle au temps k, la figure en bas à droite l'évolution de la probabilité *a posteriori* de chaque classe pour l'obstacle considéré ; la figure du haut montre les impacts laser ainsi que

la boîte englobante de l'obstacle projeté dans l'image de la caméra. Nous remarquons sur ces exemples comment l'intégration temporelle permet d'estimer la classe des obstacles. Bien que nous distinguons des erreurs pour la classification du cycliste au début de l'expérience à cause de détections incorrectes et imprécises quand l'usager est loin du véhicule, le système est capable après un certain temps de correctement estimer sa classe (Figure 3.14b).

Une évaluation plus approfondie de cette méthode de classification est effectuée dans la section 6.2.

3.4 Conclusion

Au cours de ce chapitre, un système de protection des usagers vulnérables s'appuyant sur des méthodes de perception est présenté. La perception est formulée dans ce contexte comme un problème d'estimation pour lequel l'objectif est de déterminer à la fois des paramètres dynamiques aléatoires (position et vitesse) et des paramètres statiques (classe).

Ce problème est traité par un système multi-capteurs basé essentiellement sur les données fournies par des télémètres laser pour estimer l'état des obstacles entourant le véhicule et des images pour déterminer s'il s'agit effectivement de piétons. Ce système possède l'avantage de séparer en série les fonctions menant à l'estimation de l'état des usagers vulnérables et peut être implémenté en temps réel [21]. Le système présenté dans ce chapitre a été implémenté sur les plateformes expérimentales à INRIA et est utilisé dans la suite de la thèse comme une méthode d'évaluation des systèmes de perception.

Dans la littérature, la plupart des méthodes de classification sont basées dans la domaine de la vision alors que les obstacles détectés dans les données laser présentent également des caractéristiques spécifiques à leur classe. Nous avons proposé une méthode de classification à partir de données laser en définissant des primitives particulières aux classes d'obstacles routiers. La classification à partir de classifieurs faibles entrainés par adaboost permet de construire un classifieur fort de manière très simple et dont la valeur de décision est rapidement évaluée à partir du vecteur de primitives. Finalement, la méthode de classification introduite possède l'intérêt d'estimer

la classe de chaque obstacle au cours du temps grâce à une formulation bayésienne du problème. La méthode de classification a été évalué sur une base de données publique (section 6.1.2). Les résultats de cette évaluation sont donnés dans la section 6.2.

4

Communication véhicules-piétons

3.1 État de l'art 38

3.1.1 Architecture générale des systèmes de protection des usagers vulnérables 38

3.1.2 Acquisition de données 40

3.1.3 Formulation théorique du problème 44

3.1.4 Détection des vulnérables à partir de différents capteurs 48

3.1.5 Classification des usagers vulnérables 52

3.1.6 Fusion multi-obstacles/multi-capteurs 59

3.1.7 Conclusion 64

3.2 Solution proposée pour la perception des usagers vulnérables 65

3.2.1 Description générale 65
3.2.2 Détection d'obstacles 66
3.2.3 Génération de régions d'intérêt pour la détection de piétons par vision . 67
3.2.4 Classification des vulnérables 68
3.2.5 Pistage multi-obstacles 69
3.2.6 Fusion multi-capteurs 72
3.2.7 Discussion 73
3.3 Classification multi-classes d'obstacles à partir de données laser . . 74
3.3.1 Description du problème 74
3.3.2 Définition de primitives géométriques 75
3.3.3 Apprentissage multi-classes 79
3.3.4 Estimation bayésienne de la classe 80
3.3.5 Exemples de classification d'obstacles routiers 82
3.4 Conclusion 83

4.1 État de l'art des standards de communication véhiculaire

4.1.1 Présentation de l'architecture générale

La compatibilité des technologies de communication entre tous les types et marques de véhicules est ce qui permettra aux véhicules connectés de s'implanter sur le marché des transports au fil des années. Des standards sont élaborés pour organiser les protocoles de communication et envisager l'intégration des moyens de communication.

En Europe, l'ETSI est l'organisme chargé de la standardisation dans le domaine des télécommunications. Les architectures de communication installées dans les véhicules doivent suivre l'architecture de référence introduite par l'ETSI dans le document [11], mais aussi être en accord avec le standard ISO TC204 [98].

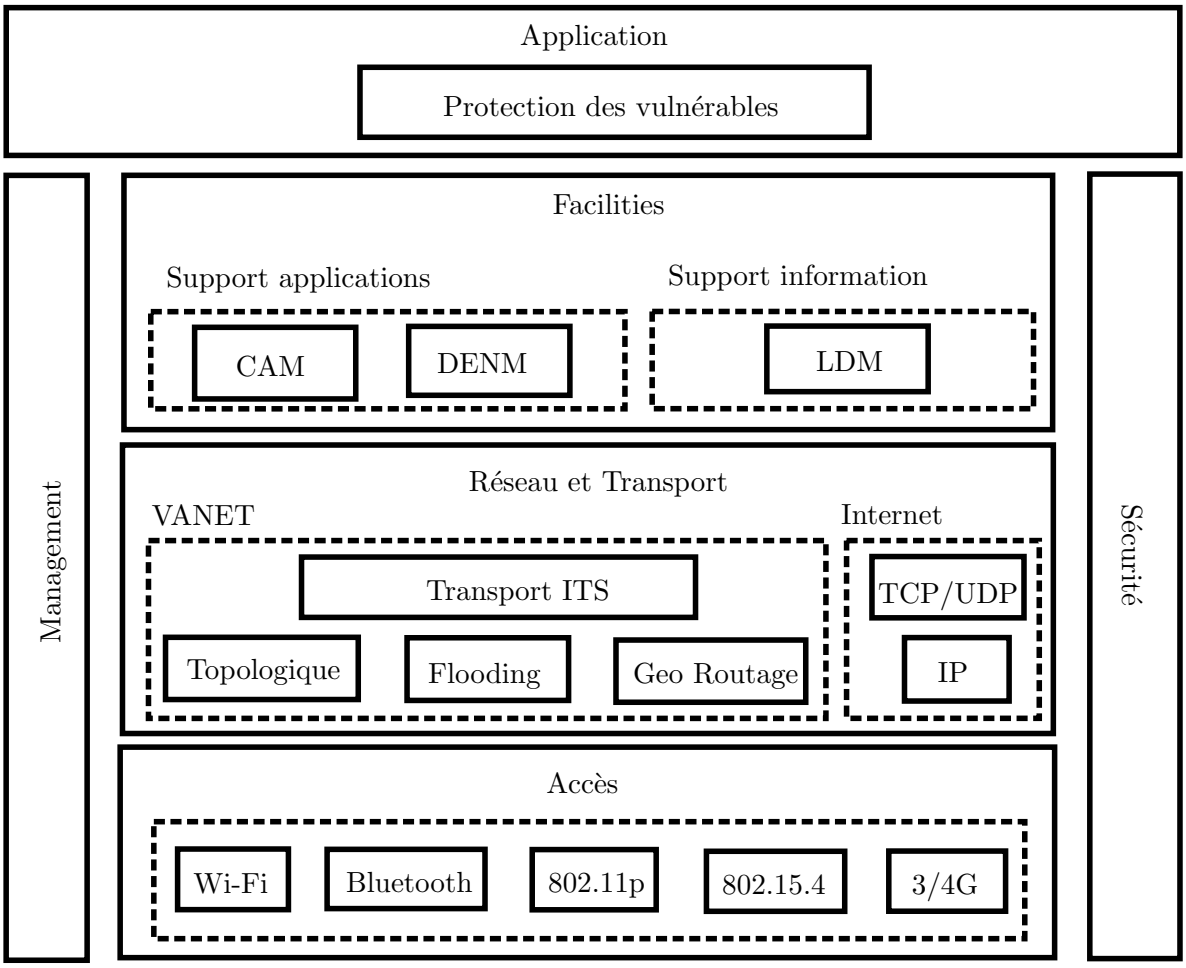


FIGURE 4.1: Architecture du système de communication vehiculaire

Durant cette section, les fonctionnalités de chacune des couches introduite par l'architecture ETSI ITS [11] sont détaillées afin d'étudier leur applicabilité à la communication véhicules-piétons (V2P). La Figure 4.1 décrit le modèle en couche de l'ETSI et met en avant les options envisageables pour la communication V2P. Un équipement, appelé station ITS, qui intègre une telle architecture de communication peut être installé à bord des véhicules, sur des unités de bord de route (UBR) ou transporté par tout autre usager de la route.

La couche application contient les applications ITS pour lesquelles un échange d'informations est requis. Ici, l'application visée est la protection des usagers vulnérables.

La couche « facilities » apporte un support à la communication véhiculaire. Cette couche offre une support aux applications en définissant des formats de messages communs à de nombreux services et organise les informations pour en faciliter l'accès depuis les couches application et réseau.

La couche réseau et transport contient les protocoles assurant la dissémination des messages depuis la source jusqu'à la destination. Dans le domaine véhiculaire, cette dissémination s'effectue au sein d'un réseau de véhicules (VANET) ou entre le VANET et le domaine Internet.

La couche accès contient les protocoles assurant l'accès au canal physique ainsi que la transmission et la réception sur ce canal. Les stations ITS peuvent être munies de plusieurs technologies telles que les standards Wi-Fi (IEEE 8012.11a/b/g/n/p), bluetooth, 3/4G et IEEE 802.15.4.

Deux couches transverses, les couches management et sécurité sont respectivement chargées d'offrir un support à chacune des couches précédentes et d'assurer une communication sécurisée.

4.1.2 Description de la couche « Facilities »

La couche « facilities » implémente des types de messages standards comme les messages d'annonce coopératifs (CAM) et les messages de notification environnementale distribuée (DENM) et organise les données communiquées avec la carte locale dynamique (LDM).

4.1.2.1 Message d'Annonce Coopératif (CAM)

Le document [99] définit les CAMs qui permettent aux véhicules de signaler périodiquement leur présence en diffusant un message d'annonce contenant l'état de l'entité communicante. Les CAMs offrent un support pour les applications de sécurité en permettant aux véhicules d'un même environnement de s'annoncer les uns aux autres. Pour cette raison, les CAMs sont créés indépendamment par chaque usager et diffusés en broadcast à un seul saut.

4.1.2.2 Message de Notification Environnementale Distribuée (DENM)

Le document [100] définit les DENMs. Ces messages ont la capacité d'avertir d'autres usagers d'un danger identifié et sont déclenchés depuis un événement particulier. Il sont ainsi en interface avec les différentes applications de détection de risque. Étant émis lors d'un danger immédiat, ces paquets de données ont une forte priorité au sein du système de communication et sont relayés sur plusieurs sauts, au contraire des CAMs.

4.1.2.3 Carte Locale Dynamique (LDM)

Le document [101] définit le concept de LDM afin de modéliser précisément l'état de l'environnement autour du véhicule. La LDM définit la carte locale comme une base de données en quatre différents niveaux :

- information statique permanente,
- information statique transitoire,
- information dynamique transitoire,
- information fortement dynamique.

La LDM crée un cadre pour le stockage des informations relatives à l'environnement local de chaque véhicule et peut aussi être exploitée par des centres de contrôle. Cet outil fournit un support à la fois pour les applications embarquées et pour les protocoles de communication véhiculaire.

En étant totalement intégrée dans la couche « facilities », la LDM propose des interfaces avec les couches réseau et application. La LDM organise les informations dans une base de données afin qu'elles puissent bénéficier à un nombre maximum d'applications.

La LDM est mise à jour à partir des messages reçus par le réseau auquel est connectée la station ITS. Les sources principales d'informations pour tenir la LDM à jour sont les CAMs et DENMs.

Afin de garantir un niveau de sécurité nécessaire, les messages permettant de mettre à jour la LDM doivent provenir de stations authentifiées.

En ce qui concerne notre travail, uniquement les objets fortement dynamiques sont considérés. Les messages reçus depuis ces objets sont stockés dans une table à laquelle accèdent les divers composants tachés d'établir le risque de collision entre le véhicule et les obstacles mobiles environnants.

4.1.3 Description de la couche Réseau et Transport

La communication entre les entités est traditionnellement basée sur un adressage IP (Internet Protocol). De nombreux protocoles de routage s'appuyant sur des adresses IP ont été standardisés à la fois dans les domaines Internet et ad-hoc. En raison des exigences particulières aux applications ITS, pour lesquelles l'information doit être disséminée dans des aires géographiques, l'ETSI a standardisé l'adressage géographique. Des protocoles de routage géographique et le protocole de transport BTP (Basic Transport Protocol) ont alors été spécifiés pour les ITS.

4.1.3.1 Internet Protocol (IP)

IP est le protocole qui définit le schéma d'adressage et le format des paquets utilisés pour acheminer les données dans Internet. Il est donc indispensable pour les accès vers le domaine Internet. IP fournit un adressage unique pour chacune des stations ITS. Alors que beaucoup de réseaux actuels utilisent encore la version 4 du protocole internet, IPv4 [102], qui définit les adresses à partir de 4 octets, une nouvelle génération de protocole internet, la version IPv6 [103], est recommandée car les adresses sont définies sur 16 octets et ne sont pas amenées à manquer. Cependant, IPv4 et IPv6 ne sont pas compatibles et nécessitent des passerelles et/ou des tunnels pour transporter des paquets IPv6 sur une infrastructure IPv4 et vice versa.

Dans les réseaux mobiles, IP mobile a été conçu pour fournir une connectivité continue à Internet, ce qui est un défi important pour les applications véhiculaires car les véhicules changent fréquemment de point d'accès (*e.g.* UBR) et ont besoin de mettre à jour leur adresse. IP mobile

permet aux nœuds mobiles de changer de réseau partout dans le monde et de changer de point d'attache tout en maintenant les communications existantes et la même adresse IP. Deux versions d'IP mobile ont été standardisées : Mobile IPv4 (MIPv4) [104] pour IPv4 et Mobile IPv6 (MIPv6) [105] pour IPv6. Le protocole NEMO (Network Mobility) étend MIPv6 quand tout le réseau est mobile.

TCP (Transmission Control Protocol) [102] et UDP (User Datagram Protocol) [106] s'exécutent au dessus d'IP pour fournir un service de bout en bout aux communications. TCP est le protocole utilisé dans une majorité d'applications internet telles que le world wide web (WWW), les emails, l'administration à distance ou l'échange de fichiers. UDP utilise un modèle de transmission simple et est utilisé pour des applications sensibles aux délais comme la Voix sur IP (VoIP). TCP et UDP peuvent être utilisés lors de la communication V2I et UDP peut s'appliquer à la communication V2V.

4.1.3.2 Réseau véhiculaire (VANET)

Au cours d'un trajet, un véhicule a l'occasion d'être en contact avec les autres usagers qu'il peut suivre ou croiser. L'ensemble des véhicules situés sur le réseau routier forme un réseau véhiculaire (VANET) au sein duquel les messages sont disséminés sans recourir à une infrastructure.

L'adressage des paquets échangés dans un VANET peut s'appuyer sur le protocole IP accompagné de mécanismes de gestion de la mobilité. Un adressage spécifique aux VANETs [107] privilégie cependant la création d'adresses géographiques en fonction de la destination d'un message envoyé. Les paquets sont émis dans le réseau selon un des modes suivant :

- *Unicast*, envoi depuis un nœud source vers une destination prédéfinie grâce à une communication multi-sauts.
- *Multicast*, envoi depuis une source vers un groupe de nœuds prédéfinis en étant inscrits à un service multicast.
- *Broadcast*, méthode de diffusion depuis une source vers tous les nœuds présents sur le lien.

- *Anycast*, méthode de diffusion depuis une source vers un nœud choisi parmi plusieurs destinations possibles.

La dissémination d'information au sein de VANETs a vu l'émergence de deux familles avec les méthodes *topologiques* et *opportunistes*. Les approches topologiques établissent les routes pour l'acheminement des messages en amont alors que les approches opportunistes n'établissent pas de route et laissent chaque receveur prendre une décision concernant la retransmission des messages. Des études sur les protocoles de routage dans les VANETs sont disponibles dans les références [108] [109] [110].

Le routage topologique dans les VANETs provient des protocoles initialement proposés dans les réseaux mobiles (MANETs) tels que OLSR (Optimized Link State Routing) [111] ou AODV (Ad-hoc On demand Distance Vector) [112]. Ces protocoles topologiques établissent des routes entre les nœuds communicants à partir de messages de contrôle. Lorsque deux entités veulent s'échanger des informations, elles peuvent le faire de manière robuste et rapide à travers ces routes pré-établies. Dans le cas de scénarios autoroutiers, de tels protocoles peuvent être mis en place car les véhicules restent connectés pendant une durée assez longue. Cependant, dans le cas d'un scénario urbain, les liens entre les véhicules ont des durées très courtes, ce qui occasionne des cassures dans les routes pré-établies. Par conséquent, les routes doivent être renouvelées régulièrement pour éviter les pertes de paquets. Le renouvellement de ces routes nécessite un temps pendant lequel le réseau n'est pas disponible, ce qui ne convient pas aux changements rapides et dynamiques de la topologie du réseau.

Le « flooding » [108] est un algorithme opportuniste simple pour lequel chaque receveur ré-émet en broadcast un message reçu vers les autres participants du VANET. Le message est retransmis jusqu'à ce qu'il atteigne sa destination. Une telle approche évite la construction de routes statiques et est efficace lorsque la topologie du réseau est modifiée fréquemment comme cela est le cas en environnement urbain. Cependant, lorsque de nombreux véhicules sont présents, le nombre de ré-émissions est potentiellement très élevé, ce qui conduit à une congestion connue sous le nom de « Broadcast Storm » [113]. Ce problème impacte fortement la robustesse relative à ce type d'approches. Ainsi, certaines solutions sont proposées pour réduire ce problème comme

limiter le nombre de sauts effectués par le message à un nombre maximum.

4.1.3.3 GeoNetworking

Pour la communication V2V, certains services ont des portées géographiques tels que les applications de sécurité ou de point d'intérêt. Pour couvrir ce type de besoin, des méthodes de routage géographique ont été développées. Une méthode de routage et d'adressage géographique connue sous le nom de GeoNetworking est standardisée en Europe par l'ETSI [114] [14] [107] [115]. Le GeoNetworking assure le routage des paquets (geoUnicast, geoBroadcast et geoAnycast) dans un réseau ad-hoc grâce aux positions géographiques des nœuds. Pour fournir un service de transport de bout en bout, le protocole BTP (Basic Transport Protocol) a été standardisé [116]. De manière similaire à UDP, BTP propose un modèle simple. GeoNetworking a également la capacité d'acheminer des paquets IPv6, ce qui autorise la dissémination de paquets basés sur IP dans des réseaux ad-hoc ayant un caractère géographique et inversement [117] [118].

Pour une application destinée à améliorer la sécurité routière, certaines zones géographiques sont identifiées comme étant à risque. Les messages sont donc émis en priorité vers ces aires de destination. Parmi les scénarios définis par le GeoNetworking [14], les applications de sécurité se placent dans un contexte de GeoBroadcast pour lequel tous les usagers situés dans une zone prédéfinie sont avertis du danger potentiel.

Le document [119] introduit différents types de zones géographiques pour la dissémination des messages ainsi que leurs éléments caractéristiques. Il existe ainsi trois types d'aires géographiques :

- aire circulaire,
- aire rectangulaire,
- aire elliptique.

Le Tableau 4.1 montre les paramètres nécessaires à la définition d'une aire circulaire qui sont le centre du cercle B et son rayon R.

Tableau 4.1: Définition de l'aire circulaire

Paramètre	**Description**
$B(x, y)$	Coordonnées du centre de l'aire de destination
R	Rayon du cercle

Tableau 4.2: Définition de l'aire rectangulaire

Paramètre	**Description**
$B(x, y)$	Coordonnées du centre de l'aire de destination
υ	Demi-longueur du rectangle
τ	Demi-largeur du rectangle
χ	Azimut de la normale au petit côté du rectangle

Le Tableau 4.2 montre les paramètres nécessaires à la définition d'une aire rectangulaire qui sont le centre du rectangle B, la demi-longueur υ, la demi-largeur τ et l'orientation χ du rectangle.

Tableau 4.3: Définition de l'aire elliptique

Paramètre	**Description**
$B(x, y)$	Coordonnées du centre de l'aire de destination
υ	Longueur du demi-axe long
τ	Longueur du demi-axe court
χ	Azimut du demi-axe long

Le Tableau 4.3 montre les paramètres nécessaires à la définition d'une aire elliptique qui sont le centre de l'ellipse B, la longueur du demi-axe long υ, la longueur du demi-axe court τ et l'orientation χ de l'ellipse.

Ces aires peuvent servir à décrire des portions de routes rectangulaires ou des zones circulaires de danger autour d'un véhicule.

4.1.4 Description de la couche Accès

Au sein de la couche accès, les réseaux cellulaires et le Wi-Fi sont décrits plus particulièrement.

4.1.4.1 Réseaux Cellulaires

La téléphonie mobile s'est implantée dans notre vie de tous les jours, ce qui a permis une grande couverture physique du territoire par les réseaux cellulaires. Plusieurs protocoles ont été successivement développés avec le GSM pour les communications téléphoniques et les standards 3/4G pour avoir une connectivité à Internet tout en augmentant progressivement les débits. Le standard 5G est en cours de développement et devrait s'appuyer sur des technologies de type LTE (Long Term Evolution) qui fournissent des moyens de communications directes entre mobiles en plus du traditionnel accès au réseau depuis une station de base.

4.1.4.2 Wi-Fi

Les réseaux locaux sans fils ont été normalisés sur la forme du standard IEEE 802.11 [120] et sont très largement utilisés actuellement avec la certification Wi-Fi fournie par l'Alliance Wi-Fi. De nombreux amendements à ce standard existent avec les normes IEEE 802.11 a/b/g/n/p. Ces amendements décrivent différentes configurations des canaux de communication et de la modulation du signal au niveau physique. Ces technologies peuvent être utilisées en mode point d'accès, *i.e.*, un nœud routeur fournit l'accès au réseau aux autres nœuds, et en mode ad-hoc dans lequel les différents nœuds sont directement connectés les uns aux autres sans infrastructure.

Ces solutions présentent un intérêt pour la communication véhiculaire. Cependant, elle nécessitent généralement un temps élevé pour associer les stations au sein d'un réseau local (SSID : Service Set Identifier), ce qui est une limite importante à cause de la modification continuelle de la topologie du réseau véhiculaire. Un amendement spécifique a été proposé pour régler ces limites avec la norme 802.11p dédiée à la communication véhiculaire.

ITS-G5 (IEEE 802.11p) Le standard IEEE 802.11p est une forme de communication Wi-Fi spécialement adaptée pour les VANETs car elle permet de réduire le temps d'association entre les entités communicantes. Ce standard s'appuie sur une version modifiée de la norme 802.11a

pour la couche physique et utilise donc des canaux de communication autour de la fréquence 5.9GHz.

De plus, le standard IEEE 802.11p a la capacité de gérer simultanément les communications véhiculaires de type ad-hoc et les communications avec l'infrastructure installée sur le bord des routes.

L'ETSI propose une méthode d'accès au canal de communication avec la norme ITS-G5 [13]. ITS-G5 définit trois canaux de type A, B et C dont l'accès est différent suivant les applications et la priorité des messages envoyés. De cette manière, cette norme garantit un accès privilégié aux applications critiques.

4.1.5 La communication pour les usagers vulnérables

4.1.5.1 Description des moyens de communication

La communication V2P a l'objectif d'établir l'échange d'information entre véhicules et usagers vulnérables pour accroître la sécurité de ces derniers. Ce mode de communication n'est pour le moment pas traité spécifiquement au sein de la communication véhiculaire et peu de solutions ont été proposées. Les articles [121] [122] [123] [124] présentent quelques unes des solutions spécifiques à la communication V2P. Ces systèmes ont l'avantage principal de fonctionner lorsque le véhicule et l'usager vulnérable sont en ligne de vue directe (LOS), mais également lorsqu'un obstacle se trouve sur cette ligne de vue, c'est à dire, en ligne de vue indirecte (NLOS).

Deux constructeurs automobiles ont abordé spécifiquement ce sujet en supposant que les piétons sont équipés de dispositifs adaptés. Honda a proposé en août 2013 de s'appuyer sur la technologie 802.11p pour la sécurité des piétons [125]. Cette solution fait l'hypothèse réaliste que la technologie 802.11p est disponible par tous les usagers, ce qui n'est pas encore le cas. Il est même envisageable que la bande de fréquence occupée par le 802.11p soit très encombrée par les applications véhiculaires existantes, l'ajout de la communication V2P risque d'augmenter fortement la congestion. General Motors a également proposé une solution pour la communication

V2P en utilisant la technologie « Wi-Fi direct » disponible sur les smartphones actuels [126]. Malheureusement, très peu d'informations sont disponibles quant aux mécanismes mis en œuvre pour assurer la sécurité des usagers vulnérables par [125] et [126].

4.1.5.2 Protocoles d'échange de messages

Les auteurs des articles [121] et [122] ont étudié les performances des systèmes Wi-Fi et cellulaires et ont démontré que la communication Wi-Fi réduit les délais de manière significative. Sugimoto *et al.* [122] ont proposé un mécanisme pour utiliser à la fois les systèmes cellulaires et Wi-Fi pour la sécurité des piétons. Le point clé de ce mécanisme est un centre de contrôle connecté aux véhicules et aux piétons à travers le réseau cellulaire. Lorsque le centre de contrôle détecte un risque de collision, il demande aux véhicules et aux piétons de communiquer directement par Wi-Fi. Cependant, cette approche est trop centralisée, en effet, le nombre potentiellement élevé de traitements et de communications au niveau du centre de contrôle représente le point limitant pour passer ce type de solution a l'échelle.

Dans [121], David *et al.* étudient également les différents types de communication possibles, essentiellement en Europe. Ils ajoutent une notion de filtrage des usagers vulnérables importants depuis une carte d'identité décrivant chaque personne (âge, taille, handicaps possibles,. . .) et les dernières données reçues. Les usagers ne présentant aucun risque ne sont donc plus suivis par le véhicule.

La conception de protocoles spécifiques pour la protection des usagers vulnérables a également été envisagée [127] et est une voie à suivre afin d'améliorer l'efficacité de la communication. Le véhicule peut décider de communiquer avec un seul usager qui est en situation potentiellement dangereuse. Tous les usagers ne sont également pas obligés de signaler leur présence aux véhicules, mais seulement certains qui s'expriment pour tout un groupe. Ainsi, l'énergie du dispositif piéton est optimisée.

Plus récemment, les auteurs de l'article [124] suggèrent l'utilisation de communication cellulaire pour aborder la communication V2P. Cette solution est très robuste pour l'échange de messages

car les données sont émises à travers une architecture centralisée. Les auteurs proposent également d'adapter la fréquence d'émission des messages de signalisation depuis le piéton en fonction du danger de collision afin d'optimiser la consommation d'énergie sur les téléphones mobiles.

4.1.5.3 Méthodes pour la localisation des usagers vulnérables

La localisation des usagers vulnérables par rapport au véhicule est cruciale pour une application de sécurité routière. Le signal radio portant la communication présente des caractéristiques physiques utiles pour estimer la distance relative entre un émetteur et un récepteur. Trois techniques principales sont utilisées pour estimer de cette manière la distance entre un véhicule et un piéton : l'angle d'arrivée (AOA - Angle Of Arrival) [123] [128], la puissance du signal reçu (RSSI - Received Signal Strength Indicator) [129] et le temps de propagation du signal (TOF - Time Of Flight) [129]. Cette dernière méthode est elle-même divisée en trois sous-classes : le temps d'arrivée (TOA - Time Of Arrival), le temps de vol aller-retour (RTOF - Roundtrip Time Of Flight), la différence entre temps d'arrivée (TDOA - Time Difference Of Arrival).

Au cours du projet européen WATCH-OVER, les partenaires ont construit un dispositif permettant aux usagers vulnérables de communiquer avec des véhicules environnants [29]. À partir du signal reçu, les véhicules estiment la position de l'usager vulnérable. Après avoir mené de nombreux tests sur les différentes technologies disponibles, il a été conclu que les techniques de temps de vol permettent une plus grande précision sous la contrainte d'une parfaite synchronisation entre les horloges de chaque dispositif communicant. Cependant, certaines limites apparaissent dès qu'un obstacle coupe la communication directe entre l'émetteur et le récepteur.

4.1.5.4 Conclusion

Peu de travaux abordent spécifiquement la communication V2P. L'état de l'art de ce mode de communications établit les exigences liées à un tel système :

- *Consommation d'énergie.* Les systèmes de communication sont divisés en deux groupes : ceux nécessitant une forte puissance et ceux demandant une puissance plus faible. Dans

le cas de la communication entre véhicules et piétons, il n'y a pas de limite d'énergie au niveau de la voiture, à l'opposé, un piéton transporte un dispositif autonome possédant une énergie limitée. La solution choisie doit éviter l'émission de messages inutiles depuis les piétons et peut se baser sur des méthodes de filtrage des usagers communicants [121] [122]. Ces approches ont aussi pour effet de diminuer l'utilisation du canal.

- *Latence.* Le temps entre l'émission de l'information et son traitement possible par le récepteur. Si ce temps est trop long, le statut de l'émetteur a changé lorsque le récepteur traite la donnée. À partir de [121] et [122], nous concluons que la communication de type Wi-Fi est à privilégier par rapport à la communication centralisée afin de satisfaire les exigences élevées en terme de délais.

- *Fiabilité de l'architecture.* Les erreurs de transmission doivent être faibles. Il est démontré que les approches centralisées sont privilégiées au regard de cette contrainte [122], mais une évaluation des moyens de communication distribuée par rapport aux exigences des applications de protection des vulnérables n'est pas disponible dans la littérature.

- *Standards et sécurité des données.* Le compatibilité entre plateformes communicantes implique une standardisation des moyens déployés dans les véhicules et sur les dispositifs transportés par les piétons. Les travaux de standardisation de communication véhiculaire (section 4.1.1) se sont concentrés sur les communications V2V et V2I et les travaux sur la communication V2P se sont pour le moment concentrés sur la capacité de ce moyen à satisfaire certaines exigences pour améliorer le sécurité routière [121].

- *Disponibilité du service.* Les communications peuvent être impossibles pour plusieurs raisons (blocage du signal, congestion du canal, dispositif manquant chez un usager). Il est primordial pour les futurs systèmes de s'appuyer sur des technologies complémentaires et de ne pas accorder toute sa confiance dans le moyen de communication.

4.1.6 Applicabilité des protocoles ITS pour la communication V2P

4.1.6.1 Protocoles de la couche « facilities »

Les CAMs sont émis périodiquement par les véhicules pour informer les autres usagers de leur présence. Ces messages sont parfaitement adaptés pour la communication V2P et peuvent être traités par les piétons les recevant. Le format de ces messages comprend une description du type d'usager et est donc compatible avec une description des usagers vulnérables. Cependant, certains paramètres diffèrent entre piétons et véhicules. Particulièrement, il est utile pour un piéton d'informer les véhicules de son âge ou de certains handicaps (problème de vue, difficulté à se déplacer) pour que ces derniers puissent adapter leur comportement. Le format d'émission des CAMs doit être adapté pour les piétons afin de mieux prendre en compte les limites énergétiques de leurs moyens de communication et éviter l'envoi inutile de messages sur le canal.

Les DENMs alertent les autres usagers d'un événement détecté par un véhicule. Ces messages peuvent être utilisés dans la communication V2P pour permettre aux véhicules et aux piétons de s'avertir lorsque l'un d'eux détecte une collision. Dans le contexte de la communication V2P, la détection de collision s'effectue lorsque la distance est faible. Dans ce cas, les DENMs n'ont besoin que d'un seul saut. Un tel DENM peut toutefois être ré-émis dans le VANET par communication V2V pour élargir la portée du message d'alerte.

La LDM stocke les caractéristiques de l'environnement entourant le véhicule. Elle a donc la capacité d'organiser les informations émises par les piétons et reçues par le véhicule. Une application de protection des vulnérables peut accéder à ces informations de la LDM pour mieux évaluer les dangers.

4.1.6.2 Protocoles de la couche réseau et transport

Les approches centralisées pour la communication V2P supposent l'existence d'un serveur gérant l'échange de données entre véhicules et piétons. Dans cette hypothèse, IP est une solution à employer et la gestion de la mobilité doit être prise en compte.

Pour satisfaire les exigences en terme de latence, la communication V2P distribuée est privilégiée. Les algorithmes de routage topologique ne sont pas du tout adaptés à ces applications car les liens entre véhicules et piétons sont constamment mis à jour. Des approches de type « broadcast » sont un meilleur choix pour éviter de devoir maintenir les chemins entre véhicules et piétons.

Le routage géographique est très bien adapté pour les applications de sécurité. En effet, une collision n'a de chance de se produire que dans certaines zones de l'environnement. L'établissement de liens entre véhicules et piétons situés proches des aires de danger permet de mieux optimiser la communication V2P et d'éviter la surcharge du canal. Cependant, les zones de destination pour la communication V2P ne peuvent pas être connues à l'avance et doivent être instanciées dynamiquement en fonction de la situation. Le routage des messages V2P géographiques doit donc être réactif et ne peut s'appuyer sur des routes pré-établies.

En ce qui concerne les protocoles de transport, UDP qui fonctionne en mode non connecté et ne nécessite aucun acquittement satisfait les exigences de faible latence pour la communication V2P contrairement à TCP. Le protocole BTP peut aussi être utilisé dans le contexte plus spécifique du routage géographique.

4.1.6.3 Protocoles de la couche accès

Les réseaux cellulaires sont disponibles sur les téléphones portables transportés par les piétons avec les protocoles 3/4G. Ces médias sont parfaitement adaptées pour des approches centralisées dans le cas de la communication V2I. La large couverture de ces médias rendent leur accès simple pour le développement de premières applications. Cependant, il paraît dommage de devoir passer par une infrastructure dédiée pour mettre en relation un véhicule et un piéton situés à quelques dizaines de mètres l'un de l'autre. Les nouvelles générations de réseaux cellulaires LTE-Advanced/5G sont munies de moyens de communication directe entre usagers qui peuvent parfaitement être exploités pour la communication V2P.

Les technologies Bluetooth et ZigBee (IEEE 802.15.4) sont très appréciées pour la conception d'objets connectés. Cependant, leur faible portée (quelques dizaines de mètres) ne les rend pas

attractives dans des scénarios urbains pour lesquels une vitesse approchant 50 km/h nécessite une plus grande portée (section 2.1.3) lors de l'établissement du contact entre piétons et véhicules.

Les technologies de type Wi-Fi (incluant le 802.11p) présentent le meilleur compromis pour la communication V2P. En effet, ces médias ont la possibilité de fonctionner en mode point d'accès pour les approches centralisées et en mode ad-hoc pour les approches distribuées. Leur portée de quelques centaines de mètres permet d'espérer satisfaire les exigences des systèmes de protection des vulnérables.

4.1.6.4 Bilan

En conclusion, le Tableau 4.4 dresse le bilan des protocoles ITS applicables à la communication V2P.

Tableau 4.4: Applicabilité des protocoles ITS pour la communication V2P : + + très adapté, + adapté si quelques modifications, - peu adapté, - - pas du tout adapté

	Véhicules	Usagers vulnérables
	Couche « facilities »	
CAM	+ +	+
DENM	+	+
LDM	+ +	+ +
	Couche réseau et transport	
IP	+	
Topologique	- -	
GeoNetworking	+ +	
	Couche accès	
Cellulaire	+	
Bluetooth	-	
Wi-Fi	+ +	

Les fonctionnalités de la couche « facilities » peuvent être pleinement exploitées pour la communication V2P, même si certaines adaptations sont à envisager. En effet, une émission périodique des CAMs par les usagers vulnérables génère inutilement des messages lorsqu'il n'y a aucun danger et consomme la batterie des dispositifs piétons.

Au niveau de la couche réseau et transport, GeoNetworking est la meilleure approche pour cibler les zones dans lesquelles peuvent de se produire des collisions.

Au niveau de la couche accès, le Wi-Fi est le média ayant le meilleur potentiel pour satisfaire les exigences d'une application de sécurité des vulnérables. Les futures générations de communications cellulaires ont également les caractéristiques intéressantes pour satisfaire ces exigences.

4.2 Communication véhicules-piétons pour la protection des vulnérables

4.2.1 Description Générale

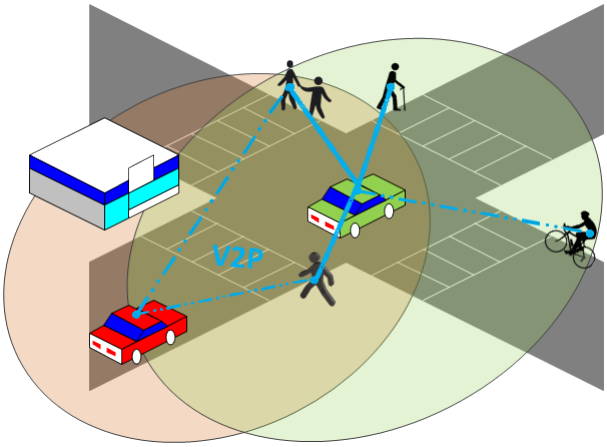


FIGURE 4.2: Description de la mise en place de la communication V2P

Depuis l'état de l'art de la communication V2P, les communications distribuées ont été identifiées comme nécessaires pour faire coopérer les usagers de la route afin d'assurer leur sécurité. Notre solution s'appuie sur le mode ad-hoc pour mettre en relation véhicules et piétons sans infrastructure dédiée comme illustré sur la Figure 4.2. Ce mode de communication est disponible auprès des médias de type Wi-Fi, incluant l'amendement IEEE 802.11p. Le système proposé est compatible avec n'importe laquelle de ces technologies à condition qu'elle soit intégrée à la fois dans le véhicule et dans le dispositif piéton.

Actuellement, de nombreuses personnes effectuent quotidiennement leurs déplacements avec leur smartphone. Ces appareils sont munis à la fois de moyens de communication (Wi-Fi, Bluetooth, 3/4G), de capteurs pour estimer la localisation des piétons, et d'interfaces (écran, son) pour alerter les usagers en situation de danger. Les smartphones présentent les meilleures caractéristiques pour être considérés comme dispositifs piétons.

Les sections suivantes introduisent un nouveau système pour la protection des vulnérables à partir de la communication V2P. Ce système favorise l'envoi de messages depuis les véhicules vers les piétons à partir des CAMs et limite l'émission de données depuis les piétons par un filtrage des usagers en zone de danger. Cette approche permet de satisfaire les exigences en termes de consommation d'énergie et de latence pour les usagers vulnérables.

4.2.2 Algorithme d'alerte conjointe des véhicules et des usagers vulnérables

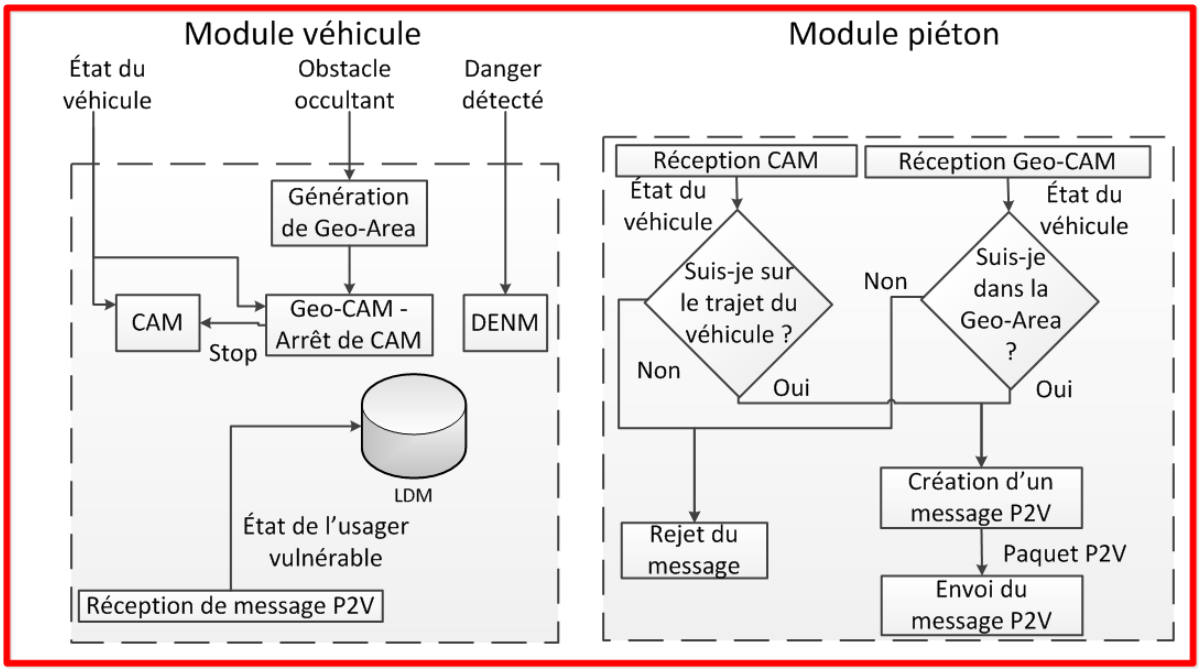


FIGURE 4.3: Architecture de la communication V2P

L'algorithme proposé est schématisé sur la Figure 4.3 et s'appuie sur les fonctionnalités apportées

par le couche « facilities » de l'architecture de communication : les CAMs, les DENMs et la LDM.

Par défaut, le véhicule émet un CAM à destination de tous les usagers en broadcast. Si un obstacle occultant est détecté depuis le système de perception, alors un message spécifique à portée géographique, derrière la zone occultée par l'obstacle, est émis sous la forme d'un Geo-CAM. Ces Geo-CAMs contiennent les coordonnées géographiques de la zone de dissémination, appelée Geo-Area. Alors que les CAMs sont des messages à un seul saut et peuvent ne pas atteindre la zone occultée située en ligne de vue indirecte pour la communication V2P, les Geo-CAMs peuvent être relayés pour atteindre de manière plus robuste la zone occultée. L'émission d'un Geo-CAM arrête l'envoi du CAM suivant.

Du côté des piétons, à chaque fois qu'un nouveau message est reçu, il est évalué si le piéton se situe dans l'aire de destination d'un message de type Geo-CAM, ou si le piéton se trouve dans une aire géographique de danger (GDA) définie à partir de la dynamique du véhicule extraite d'un message de type CAM, comme illustré sur la Figure 4.3. Si le piéton se situe dans la zone de destination du message reçu, alors, il émet un message P2V en unicast vers le véhicule dans le but d'échanger des informations le concernant et d'acquitter la réception du message envoyé par le véhicule.

La réception d'un message P2V par le véhicule permet de mettre à jour l'état de l'usager vulnérable communicant au sein de la LDM. De cette manière, le système communicant fournit une liste de pistes issues de la communication à l'application de sécurité.

4.2.3 Messages émis par les véhicules

4.2.3.1 Description des données nécessaires

À la réception d'un message émis depuis un véhicule, un usager vulnérable évalue le risque de collision en prédisant son déplacement ainsi que celui du véhicule dans un futur proche. Les paramètres permettant de modéliser la trajectoire du véhicule sont donc à envoyer par communication V2P.

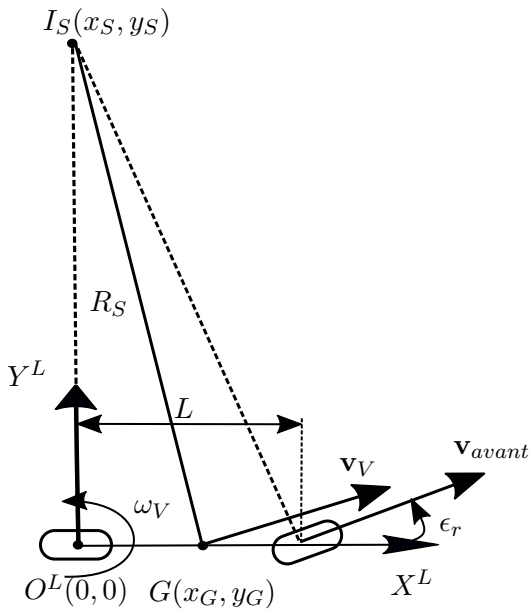


FIGURE 4.4: Modèle bicyclette

La trajectoire du véhicule est représentée à l'aide du modèle bicyclette (à deux roues) [130]. Un système de coordonnées locales (O^L, X^L, Y^L) centré sur l'essieu arrière est défini sur la Figure 4.4.

Tout d'abord, le centre O^L du repère véhicule doit être exprimé dans un repère global partagé avec les autres usagers. Le véhicule exprime donc sa position à partir de sa latitude (Lat.), sa longitude (Long.) et son orientation (θ_V). Le temps t_V auquel est créée cette position est également un paramètre important.

Les vitesses radiale, $v_V = \|\mathbf{v}_V\|$, et angulaire, ω_V, et la longueur du véhicule L permettent de calculer les paramètres du modèle bicyclette dans l'équation (4.1) qui sont :

- le centre instantané de rotation (ICR), $I_S(x_S, y_S)$,
- le rayon du ICR jusqu'au centre de gravité, R_S,
- l'angle d'Ackerman (angle de braquage du véhicule), ϵ_r.

$$\begin{aligned} R_S &= \frac{v_V}{\omega_V}, \quad \epsilon_r = \frac{L}{R_S} \\ x_S &= 0, \qquad y_S = R_S \times cos(\frac{\epsilon_r}{2}) \end{aligned} \tag{4.1}$$

À partir de ces paramètres, la position du véhicule au temps t est établie par :

$$\begin{aligned} x_V(t) &= R_S \times \sin(\omega_V \times t + \epsilon_r) + x_S \\ y_V(t) &= -R_S \times \cos(\omega_V \times t + \epsilon_r) + y_S \end{aligned} \tag{4.2}$$

Tableau 4.5: Paramètres émis avec un CAM

Description	Notation	
Identifiant	ID	Contenu CAM
Latitude	Lat.	
Longitude	Long.	
Orientation	θ_V	
Temps de création	t_V	
Vitesse radiale	v_V	
Vitesse angulaire	ω_V	
Largeur du véhicule	W	
Longueur du véhicule	L	

Tous les paramètres du véhicule nécessaires lors de l'émission d'un CAM sont résumés dans le Tableau 4.5.

4.2.3.2 Algorithme d'émission des messages par les véhicules

Notre implémentation est basée sur l'envoi de CAMs [99] depuis les véhicules. Ces messages contiennent toutes les informations présentées dans le Tableau 4.5. En effet, cette implémentation comprend les valeurs suivantes :

- un identifiant du véhicule,
- des informations sur les moyens de communication disponibles dans la station mobile,
- le type de véhicule ainsi que ses caractéristiques (longueur, largeur),

- la position, l'orientation, la vitesse, l'accélération longitudinale et le courbure de la trajectoire courante,

- les coefficients de confiance associés aux valeurs ci-dessus.

Algorithme 2 : Génération de CAMs

tant que *Le véhicule est en marche* **faire**
  Attendre 100 ms;
  si *Aucun CAM n'a été envoyé depuis plus de 1 s* **alors**
    Emission d'un CAM ;
  sinon
    si *La différence absolue entre l'orientation (en direction du Nord) et celle du précédent message CAM > 4°* **alors**
      Emission d'un CAM ;
    sinon si *La différence entre la position courante et celle du précédent message CAM > 5 m* **alors**
      Emission d'un CAM ;
    sinon si *La différence entre la vitesse courante et celle du précédent message CAM > 1 m/s* **alors**
      Emission d'un CAM ;

Le véhicule émet de manière périodique les informations définies précédemment dans le réseau véhiculaire, ce qui a pour conséquence d'avertir les autres usagers de la route. L'annexe B du standard de l'ETSI [99] propose une méthode de génération des CAMs qui est résumée dans l'Algorithme 2. Par défaut, les CAMs sont émis toutes les secondes pour un véhicule statique ou se déplaçant à une allure modérée. Sous certaines conditions, la période d'envoi de ces messages peut être réduite à 100 ms. Une différence de 5 m entre deux positions espacées de 100 ms correspond à une vitesse de 180 km/h pour un véhicule et est une condition limite qui n'est quasiment jamais atteinte.

4.2.4 Messages émis par les usagers vulnérables

4.2.4.1 Description des données nécessaires

De même que pour les véhicules, la connaissance de la position (Lat., Long.), de l'orientation θ_{vru} et du temps de création t_{vru} sont nécessaires pour connaitre l'état d'un usager vulnérable. Nous supposons qu'un identifiant unique, ID, est fourni à chaque usager ayant installé une application de protection sur son téléphone. De plus, le déplacement de ces usagers est modélisé par un modèle à vitesse constante, qui suppose que le piéton se déplace dans la même direction et à la même vitesse v_{vru} dans un futur proche.

Les messages émis par les piétons contiennent aussi des données plus riches pour décrire l'état général de l'individu telles que :

- la classe de l'usager (piéton, cycliste, motocycliste)
- certaines caractéristiques sur la personne (âge, possible handicap)

Tableau 4.6: Paramètres envoyés par un message P2V

Description	Notation	
Identifiant	ID	Message P2V
Latitude	Lat.	
Longitude	Long.	
Orientation du piéton	θ_{vru}	
Temps de création	t_{vru}	
Vitesse de déplacement	v_{vru}	
Classe	C_{vru}	

Le Tableau 4.6 résume les paramètres nécessaires à la prédiction des déplacements des usagers vulnérables.

Toutes les informations présentées ci-dessus doivent permettre de respecter la **vie privée** des personnes concernées et cette thèse n'aborde pas les questions d'éthique relatives à l'échange de certaines informations à caractère sensible. Nous avons simplement défini des caractéristiques permettant de mieux adapter le comportement de véhicule à l'usager vulnérable se trouvant en situation de danger.

4.2.4.2 Algorithme d'émission de messages par les vulnérables

Les piétons n'émettent pas de CAMs dans l'algorithme décrit sur la Figure 4.3. En effet, l'envoi périodique de données est consommateur en énergie pour le smartphone et surcharge inutilement le canal lorsqu'il n'y a aucun danger. C'est pourquoi, dans notre approche, les piétons n'envoient leurs informations que vers les véhicules avec lesquels ils ont détecté un danger potentiel. De cette manière, un premier filtrage est effectué du côté des piétons.

Un piéton recevant un message depuis un véhicule évalue s'il se situe dans une aire potentiellement dangereuse par rapport à ce véhicule. Si tel est le cas, il envoie alors le message P2V en unicast vers le véhicule concerné. Sinon, le message est rejeté et aucune nouvelle action n'est requise. L'algorithme 3 résume les traitements effectués par le piéton.

Algorithme 3 : Génération de messages P2V

Réception d'un message émis par un véhicule;
si *Le message est un CAM* **alors**
  si *Le piéton se situe sur le chemin du véhicule* **alors**
    Émission d'un message P2V en unicast vers le véhicule;
sinon
  si *Le piéton se situe dans la Geo-Area définie par le véhicule* **alors**
    Émission d'un message P2V en unicast vers le véhicule;

Tableau 4.7: Format du message Geo-CAM

Geo-Area	Contenu CAM

4.2.5 Messages à portée géographique

Les messages à portée géographique Geo-CAM encapsulent les données contenus dans un CAM avec l'aire de destination, Geo-Area, comme le montre le Tableau 4.7. Chaque usager vulnérable recevant ce type de message évalue tout d'abord s'il se trouve dans cette Geo-Area avant d'accéder aux données et de calculer le risque de collision. De cette façon, le traitement est simplifié au niveau de la réception, ce qui permet d'économiser de l'énergie pour les dispositifs piétons. La construction de la Geo-Area est décrite au cours de la section 4.3.3.

4.3 Dissémination géographique des messages V2P

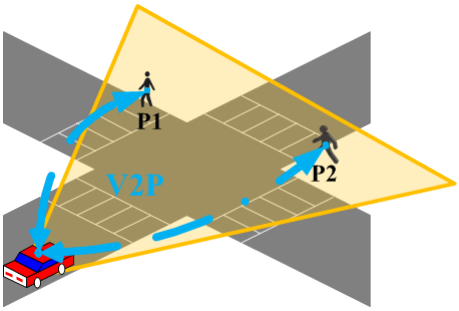
4.3.1 Présentation des zones géographiques

La communication V2P s'appuie sur une dissémination géographique des messages afin de mettre en relation uniquement les véhicules et les usagers vulnérables qui doivent interagir pour assurer leur sécurité commune. Cette réduction de l'espace atteint par la communication diminue le nombre de messages échangés par rapport à une solution basée uniquement sur du broadcast.

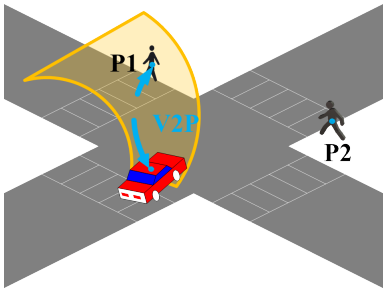
Comme illustré sur la Figure 4.3, deux types d'aire géographique de destination sont distingués :

- les aires définies par chaque usager vulnérable recevant un CAM,
- les aires définies par le véhicule assignant une adresse géographique au Geo-CAM envoyé.

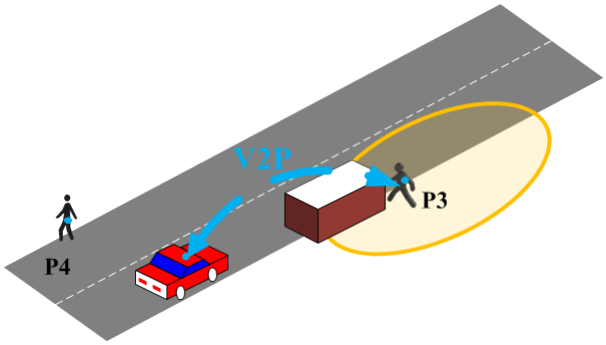
Les aires de dissémination d'un message dépendent tout d'abord de la dynamique du véhicule comme illustré par la Figure 4.5. En effet, l'annonce du véhicule doit être effectuée dans les régions où il se situera dans un futur proche.



(A) Véhicule se déplaçant en ligne droite



(B) Véhicule effectuant un virage



(C) Présence d'un obstacle devant le véhicule

FIGURE 4.5: Schémas décrivant les zones de danger pour le véhicule

Dans le fonctionnement par défaut du système, le véhicule émet un CAM et chaque usager vulnérable recevant ce message évalue s'il se trouve dans une aire de destination du message pour l'accepter ou le rejeter. Lorsque le véhicule avance en ligne droite, la zone couvre la surface située devant le véhicule comme le montre la Figure 4.5a dans laquelle les deux piétons P1 et P2 reçoivent le message. Lorsque le véhicule tourne, l'aire de destination suit la rotation du véhicule et uniquement le piéton P1 reçoit le message comme l'illustre la Figure 4.5b.

En ce qui concerne les Geo-CAMs, les zones de dissémination sont définies dynamiquement à partir de la position et des dimensions d'un obstacle occultant. Sur la Figure 4.5c, le véhicule perçoit une zone de danger derrière le bloc situé devant lui et décide d'émettre un message spécifiquement vers cette région. Dans ce cas, le piéton P3 communique avec le véhicule alors que le piéton P4 est filtré.

4.3.2 Définition des aires géographiques de destination

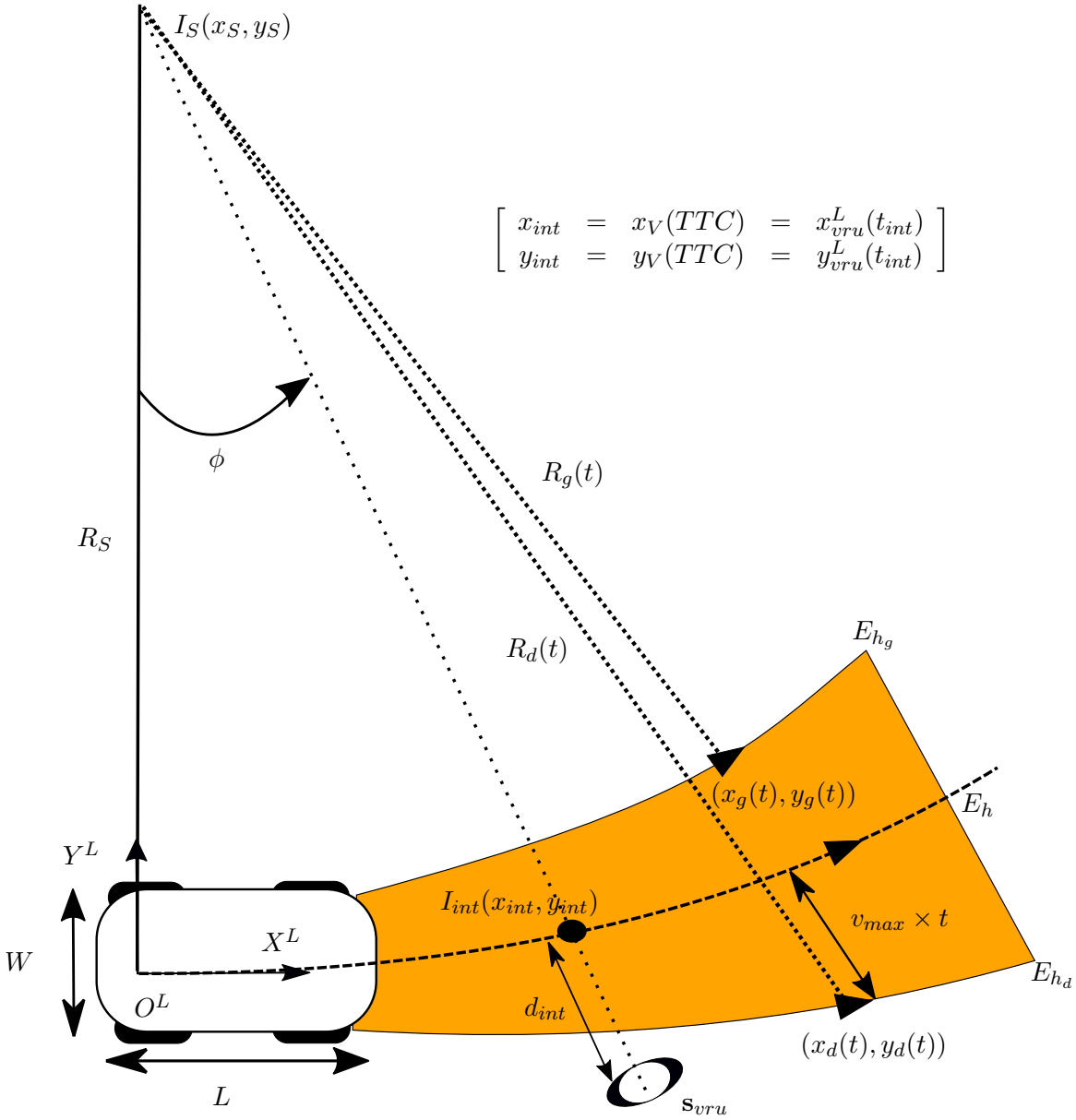


FIGURE 4.6: Définition de la GDA

Les CAMs sont des messages envoyés en broadcast et reçus par tous les usagers présents sur le lien de communication V2P. Un vulnérable recevant un CAM doit évaluer s'il se trouve dans

l'aire géographique de danger (GDA) de ce message.

La GDA, illustrée en orange sur la Figure 4.6, est initialement calculée uniquement depuis la dynamique du véhicule et sans connaissance sur la présence d'un usager vulnérable à partir des paramètres suivants :

- l'horizon temporel, t_h,
- la largeur, W, et la longueur, L, du véhicule,
- la vitesse maximale pour un usager vulnérable, v_{max}.

LA GDA est décrite par deux équations paramétriques qui sont respectivement les frontières gauche $(x_g(t), y_g(t))$ et droite $(x_d(t), y_d(t))$ pour t variant de 0 à t_h.

Pour le calcul de la frontière gauche, le rayon partant de I_S, $R_g(t)$, est calculé en soustrayant la distance maximale que peut parcourir un vulnérable pour croiser la trajectoire du véhicule au rayon initial R_s. L'angle d'Ackerman est ensuite mis à jour $\epsilon_g(t)$. Le modèle bicyclette est appliqué avec les paramètres $R_g(t)$ et $\epsilon_g(t)$ pour calculer la trajectoire gauche $(x_g(t), y_g(t))$ au temps t. L'équation (4.3) résume le calcul de ces paramètres.

$$\begin{aligned} R_g(t) &= R_S - (\tfrac{W}{2} + v_{max} \times t) \\ \epsilon_g(t) &= \tfrac{L}{R_g(t)} \\ x_g(t) &= R_g(t) \times \sin(\omega_V \times t + \epsilon_g(t)) + x_S \\ y_g(t) &= -R_g(t) \times \cos(\omega_V \times t + \epsilon_g(t)) + y_S \end{aligned} \tag{4.3}$$

Le calcul de la frontière droite est similaire à celui de la frontière gauche. La différence se fait par l'ajout de la distance maximale que peut parcourir un vulnérable dans le calcul de $R_d(t)$. L'équation (4.4) résume le calcul de paramètres $R_d(t)$, $\epsilon_d(t)$ et $(x_d(t), y_d(t))$.

$$\begin{aligned} R_d(t) &= R_S + (\tfrac{W}{2} + v_{max} \times t) \\ \epsilon_d(t) &= \tfrac{L}{R_d(t)} \\ x_d(t) &= R_d(t) \times \sin(\omega_V \times t + \epsilon_d(t)) + x_S \\ y_d(t) &= -R_d(t) \times \cos(\omega_V \times t + \epsilon_d(t)) + y_S \end{aligned} \tag{4.4}$$

Du point de vue d'un usager vulnérable, calculer sa présence dans la GDA revient à évaluer s'il a le temps de couper la trajectoire du véhicule avant que celui-ci n'arrive. Le point d'intersection I_{int} entre les trajectoires du véhicule et du piéton est illustré sur la Figure 4.5. Les coordonnées du point I_{int} sont calculées en cherchant l'intersection entre la trajectoire prédite du véhicule (équation (4.2)) et la trajectoire prédite de l'usager vulnérable (équation (4.5)). Le calcul des coordonnées x_{int} et y_{int} et de l'instant t_{int} auquel la trajectoire de l'usager vulnérable croise celle du véhicule sont détaillés dans l'Algorithme 5 de l'annexe A.

$$\begin{aligned} x_{vru}(t) &= v_{vru} \times \cos(\theta^L_{vru}) \times t + x^L_{vru} \\ y_{vru}(t) &= v_{vru} \times \sin(\theta^L_{vru}) \times t + y^L_{vru} \end{aligned} \tag{4.5}$$

Le temps avant collision (TTC) est le temps mis par le véhicule pour atteindre I_{int}. En conséquence, le risque de collision est avéré si la personne et le véhicule atteignent I_{int} au même moment. Le modèle de déplacement de l'usager vulnérable est incertain et une marge t_m est calculée en supposant que l'accélération d'un vulnérable ne dépasse pas une valeur a_{max}. L'Algorithme 4 décrit les calculs effectués par un usager vulnérable pour évaluer le danger de collision.

4.3.3 Définition dynamique des zones géographiques à partir d'obstacles occultant

La détection d'un obstacle par le système de perception a pour conséquence la génération d'une aire géographique, appelée Geo-Area, pour la dissémination d'un message d'annonce du véhicule, appelé Geo-CAM.

La Figure 4.7 illustre comment générer une telle Geo-Area depuis la boite englobante d'un

Algorithme 4 : Évaluation du danger par un usager vulnérable

Entrées : v_V, ω_V, t_V : vitesses longitudinale et angulaire et instant de création du message pour le véhicule
x_{int}, y_{int}, t_{int} : coordonnées du point d'intersection et l'instant auquel le VRU arrive à ce point
v_{vru} : la vitesse du VRU
Paramètres : L, W : longueur et largeur du véhicule
a_{max} accélération maximal d'un VRU
si $\omega \neq 0$ **alors**
  1) Calculer R_S, ϵ_r, x_S et y_S avec l'équation. (4.1);
  2) Calculer $\phi = atan2(\frac{y^L_{int}-y_S}{R_S}, \frac{x^L_{int}-x_S}{R_S})$;
  3) Calculer $TTC = \frac{\phi-\frac{\epsilon_r}{2}+\frac{\pi}{2}}{\omega_V} + t_V$;
sinon
  1) Calculer $TTC = \frac{x^L_{int}}{v_V} + t_V$;
Calculer $t_m = t_{int} - \frac{-v_{vru}+\sqrt{v_{vru}\,(v_{vru}+2\,a_{max}\,t_{int})}}{a_{max}}$;
si $TTC \in [t_{int} - \frac{W}{2\,v_{vru}} - t_m, t_{int} + \frac{W}{2\,v_{vru}} + t_m]$ **alors**
  Accepter le message;
  Répondre au véhicule par un message P2V;
sinon
  Rejeter le message;
  Pas de nouvelle action;

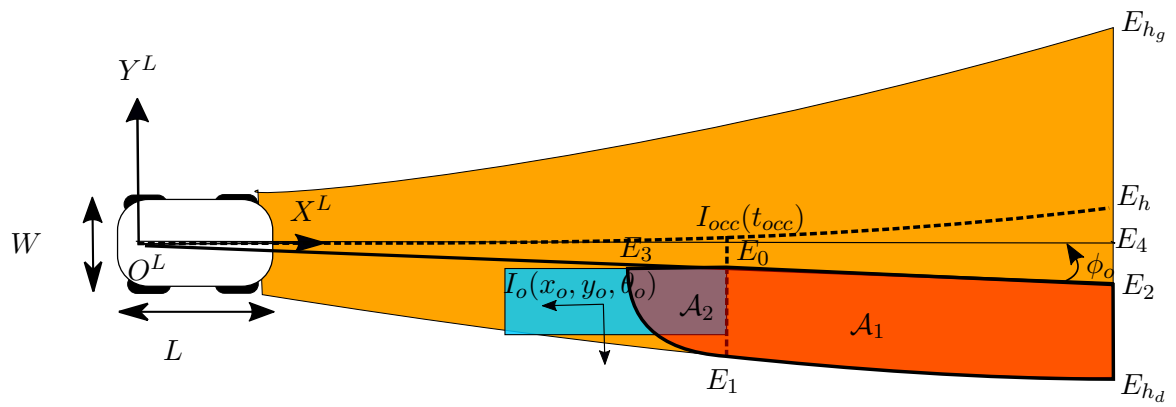


FIGURE 4.7: Définition de la Geo-Area

obstacle occultant détecté. Cette figure illustre la zone de danger définie par la dynamique du véhicule en orange et l'obstacle détecté en bleu. L'aire géographique pour la dissémination d'un

Geo-CAM doit se trouver à l'intersection de la GDA et de la zone occultée. Elle est représentée en orange foncé sur la Figure 4.7.

Le point de l'obstacle $E_0(x_{E_0}, y_{E_0})$ est l'extrémité par laquelle un usager vulnérable peut être masqué. La zone occultée est établie en deux parties $\mathcal{A}_1$ et $\mathcal{A}_2$ depuis un raisonnement sur le point E_0. La démonstration effectuée dans cette section se fait en supposant que l'obstacle se trouve sur la droite de la route. Elle est similaire pour un obstacle positionné à gauche du véhicule.

$\mathcal{A}_1$ est l'aire, située derrière l'obstacle, que le véhicule ne peut percevoir. Tout usager vulnérable présent dans cette zone est en danger s'il décide de traverser la route.

Les points E_1 et E_{h_d} sont respectivement déterminés par l'application des équations paramétriques de la GDA (équation (4.4)) aux temps t_{occ} et t_h. t_{occ} est le temps pour lequel le véhicule atteint le point E_0 (équation (4.6)) et t_h est l'horizon temporel considéré. Les coordonnées des points E_1 et E_{h_d} sont respectivement fournies par les équations (4.7) et (4.8).

$$\begin{aligned} \phi_{occ} &= \text{atan2}(\tfrac{y_{E_0}-y_S}{R_S}, \tfrac{x_{E_0}-x_S}{R_S}) \\ t_{occ} &= \tfrac{\phi_{occ}-\frac{\epsilon_r}{2}+\frac{\pi}{2}}{\omega_V} \end{aligned} \tag{4.6}$$

$$\begin{aligned} x_{E_1} &= R_d(t_{occ}) \times \sin(\omega_V \times t_{occ} + \epsilon_d(t_{occ})) + x_S \\ y_{E_1} &= -R_d(t_{occ}) \times \cos(\omega_V \times t_{occ} + \epsilon_d(t_{occ})) + y_S \end{aligned} \tag{4.7}$$

$$\begin{aligned} x_{E_{h_d}} &= R_d(t_h) \times \sin(\omega_V \times t_h + \epsilon_d(t_h)) + x_S \\ y_{E_{h_d}} &= -R_d(t_h) \times \cos(\omega_V \times t_h + \epsilon_d(t_h)) + y_S \end{aligned} \tag{4.8}$$

Finalement, le point à l'horizon E_2 situé à la limite du FOV du véhicule est déterminé depuis les coordonnées du point E_h (position du véhicule à l'horizon temporel). L'équation (4.9) décrit les coordonnées du point E_h obtenues par l'application du modèle bicyclette au temps t_h et l'équation (4.10) donne les coordonnées du point E_2.

$$\begin{aligned} x_{E_h} &= R_S \times \sin(\omega_V \times t_h + \epsilon_r) + x_S \\ y_{E_h} &= -R_S \times \cos(\omega_V \times t_h + \epsilon_r) + y_S \end{aligned} \tag{4.9}$$

$$\begin{aligned} x_{E_2} &= \frac{\sqrt{x_{E_h}^2 + y_{E_h}^2}}{\cos(\frac{\omega_V \times t_h}{2} + \phi_o)} \times \cos(\phi_o) \\ y_{E_2} &= \frac{\sqrt{x_{E_h}^2 + y_{E_h}^2}}{\cos(\frac{\omega_V \times t_h}{2} + \phi_o)} \times \sin(\phi_o) \end{aligned} \tag{4.10}$$

$\mathcal{A}_2$ est située avant le point E_0 et alerte les usagers qui contournent l'obstacle pour traverser la route. Les extrémités de l'aire $\mathcal{A}_2$ sont définies par les points E_1 (équation (4.8)) et E_3. Les coordonnées du points E_3 sont obtenues depuis l'orientation de l'obstacle θ_o et la distance qu'un piéton est capable de parcourir pour atteindre E_0 avant une collision comme le montre l'équation (4.11).

$$\begin{aligned} x_{E_3} &= x_{E_0} + \sqrt{(x_{E_1} - x_{E_0})^2 + (y_{E_1} - y_{E_0})^2} \times \cos(\theta_o) \\ y_{E_3} &= y_{E_0} + \sqrt{(x_{E_1} - x_{E_0})^2 + (y_{E_1} - y_{E_0})^2} \times \sin(\theta_o) \end{aligned} \tag{4.11}$$

L'aire de la Geo-Area A_{Geo} est donnée par la somme des aires de $\mathcal{A}_1$ et $\mathcal{A}_2$

$$A_{Geo} = \int\int_{\mathcal{A}_1} dxdy + \int\int_{\mathcal{A}_2} dxdy \tag{4.12}$$

D'après le théorème de Green, les aires des surfaces $\mathcal{A}_1$ et $\mathcal{A}_2$ sont exprimées dans les équations (4.13) et (4.14) par les aires des contours fermés décrits respectivement par $E_0E_1E_{h_d}E_2$ et $E_0E_1E_3$.

Nous remarquons dans l'équation (4.13) que le calcul de l'aire sous la frontière droite fait apparaître une intégrale dépendant de la courbe paramétrique $(x_d(t), y_d(t))$. Pour de faibles valeurs de ω_V, il est envisageable de supposer que la courbe entre E_1 et E_{h_d} est une droite. Dans ce cas, le calcul de l'aire de $\mathcal{A}_1$ est simplifié par le calcul de l'aire d'un parallélogramme.

$$\begin{aligned}\int\int_{\mathcal{A}_1} dxdy = \; & \tfrac{1}{2}(x_{E_1}+x_{E_0})(y_{E_1}-y_{E_0}) + \int_{y_{E_1}}^{y_{E_{h_d}}} x_d(t)dy_d(t) \\ & +\tfrac{1}{2}(x_{E_2}+x_{E_{h_d}})(y_{E_2}-y_{E_{h_d}}) + \tfrac{1}{2}(x_{E_0}+x_{E_2})(y_{E_0}-y_{E_2})\end{aligned} \tag{4.13}$$

$$\int\int_{\mathcal{A}_2} dxdy = \frac{\left((x_{E_1}-x_{E_0})^2+(y_{E_1}-y_{E_0})^2\right) \times \text{atan2}(y_{E_3}-y_{E_1}, x_{E_3}-x_{E_1})}{2} \tag{4.14}$$

TABLEAU 4.8: Définition de la Geo-Area

Geo-Area					
E_0	E_1	E_{h_d}	E_2	E_3	A_{Geo}

Finalement, la Geo-Area et définie par les cinq points précédents et l'aire A_{Geo} de la Geo-Area comme illustré par le Tableau 4.8. Lorsqu'un piéton reçoit un Geo-CAM, il évalue s'il se trouve dans l'aire $\mathcal{A}_1$ extraite depuis les quatre premiers points, puis, s'il est dans l'aire $\mathcal{A}_2$ représentée comme l'arc E_1E_3 du cercle de centre E_0.

4.3.4 Routage géographique des messages V2P

Les CAMs émis périodiquement sont des messages à un saut [99] et sont satisfaisants lorsque la ligne de vue est directe entre un véhicule et des usagers vulnérables.

Les Geo-CAMs sont envoyés vers des régions pour lesquelles le FOV du véhicule est masqué par un obstacle. La présence d'un tel obstacle peut également bloquer la communication et augmente la probabilité de perdre le message. Des méthodes de routage à plusieurs sauts sont alors envisagées pour disséminer de manière robuste ces paquets vers une Geo-Area.

Dans l'article [131], les auteurs font une revue des protocoles de routage géographique introduits dans le standard GeoNetworking. Deux techniques ont particulièrement retenu notre attention pour proposer un algorithme de routage des Geo-CAMs : *Simple GeoBroadcast*, *Contention-based forwarding*.

Le Simple GeoBroadcast est une technique de flooding pour laquelle chaque nœud relaie le message jusqu'à ce que celui-ci atteigne la Geo-Area. Des mécanismes de contrôle de duplication

par un identifiant de source, un numéro de séquence, un nombre maximum de sauts et un temps de vie sont mis en place. Une telle méthode peut être appliquée lorsque le canal de communication est peu encombré. Cependant, s'il est déjà beaucoup utilisé, cette approche produit de nombreuses retransmissions qui diminuent ses performances.

Avec le Contention-based forwarding, chaque nœud recevant un message à retransmettre choisit un minuteur en fonction de sa distance avec la destination. S'il reçoit une copie de ce message pendant l'écoulement du minuteur, il considère qu'un usager mieux placé que lui s'est chargé de renvoyer le paquet et aucune émission n'est faite par le véhicule. Lorsque le minuteur arrive à expiration, le véhicule ré-émet le paquet. Avec cette approche, le message est retransmis à chaque fois par le véhicule dont le minuteur a expiré en premier et atteint de cette manière sa destination. Dans l'article [132], les auteurs proposent de recourir à un minuteur pour la retransmission des messages en donnant la priorité au nœud le plus éloigné de la source.

Lorsque la canal de communication est peu encombré, un approche de type Simple GeoBroadcast est envisagée du fait de sa simplicité et du fait de sa rapidité pour la retransmission des messages. Dans le cas contraire, une retransmission par le méthode Contention-based forwarding est privilégiée. Avec cette approche, le calcul du minuteur pour chaque véhicule recevant un Geo-CAM est le point clé que nous définissons dans la suite de cette section.

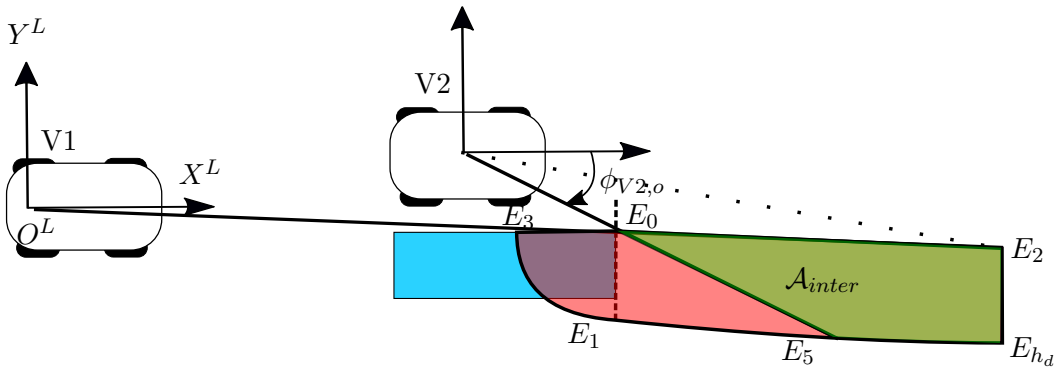


FIGURE 4.8: Illustration du calcul du minuteur pour le routage géographique

Nous considérons qu'un véhicule recevant un message est capable d'évaluer l'aire $\mathcal{A}_{inter}$ de la Geo-Area qui se situe dans son FOV. Sur la Figure 4.8, cette aire est donnée par les points E_0,

E_2, E_{h_d} et E_5 pour le véhicule V2. En particulier, le point E_5 est à l'intersection du FOV depuis le véhicule V2 et de la frontière droite de la Geo-Area. En notant, A_{inter} la superficie de l'aire $\mathcal{A}_{inter}$, le temps à attendre t_w pour un véhicule récepteur est donné par l'équation (4.15), où $t_{w_{max}}$ est le temps d'attente maximal de la fenêtre de contention.

$$t_w = -\frac{t_{w_{max}} \times A_{inter}}{A_{Geo}} + t_{w_{max}} \tag{4.15}$$

Si le Geo-CAM est reçu une nouvelle fois par le véhicule $V2$ pendant le temps t_w, celui-ci considère qu'un véhicule mieux placé que lui s'est chargé de la retransmission et le message est abandonné. Lorsque le minuteur expire, le véhicule ré-émet le paquet car il est alors le mieux placé pour atteindre la Geo-Area.

4.3.5 Discussion

La dissémination géographique de la communication V2P permet de mieux cibler les zones de danger relatives à chaque véhicule communicant. Avec un tel système, lorsque plusieurs véhicules identifient une même zone comme dangereuse, plusieurs messages similaires sont émis vers cette zone et les usagers vulnérables ont la tâche de répondre à chacun des véhicules. Pour limiter ces phénomènes, la communication V2V doit permettre aux véhicules de mieux se coordonner. Par exemple, un véhicule peut retransmettre vers les autres véhicules situés dans sa voie les données reçues depuis un piéton communicant.

Il se peut également que le communication V2P ne fonctionne pas alors qu'un usager vulnérable est détecté par un véhicule pour lequel il est en situation LOS. Dans ce cas, nous pouvons envisager, dans le futur, que le véhicule informe directement les autres usagers de la présence du piéton.

Ces deux exemples présentent des défis intéressants quant à la communication V2V destinée à la sécurité des usagers vulnérables. Dans cette thèse, nous nous sommes concentrés sur la communication V2P et de tels cas restent ouverts et doivent faire l'objet de travaux futurs.

4.4 Conclusion

Au cours de ce chapitre, la communication véhicules-piétons (V2P) est abordée, et présente de nombreux défis relatifs aux particularités des usagers vulnérables.

Nous proposons une solution assurant seule la sécurité des usagers vulnérables à partir de la communication V2P. Nous avons montré que cette application s'appuie principalement sur les standards de messages définis par l'architecture ETSI ITS. Elle est donc compatible avec les futurs véhicules connectés.

Pour minimiser les messages émis par le véhicule, différentes zones géographiques de destination sont introduites suivant le scénario considéré.

- Un premier type de zone s'appuie sur la dynamique du véhicule pour calculer la région de l'environnement urbain dans laquelle une collision peut se produire. Nous avons montré que cette zone revient à calculer le temps avant collision au niveau de l'usager vulnérable et est directement évaluée depuis les CAMs.
- Un second type de zone est défini par la détection d'un obstacle occultant sur le chemin du véhicule depuis le module de perception. Les paramètres de cette région sont calculés dynamiquement et une nouvelle forme de zone géographique doit être introduite pour assurer la dissémination de ces messages. La présence d'obstacles entre les véhicules et les vulnérables nécessite l'utilisation de protocoles de routage géographique tels que le GeoNetworking.

Finalement, nous proposons une fonction de calcul de la fenêtre de contention dans le cadre du routage géographique. Dans un environnement urbain, le véhicule avec la meilleure probabilité d'atteindre la zone de dissémination est celui pour lequel le champ de vision est le plus important. L'aptitude du véhicule à communiquer vers la zone de dissémination est donc évaluée depuis sa propre perception et fixe le temps à attendre pour la retransmission des paquets.

La communication V2P est évaluée dans la section 6.3 à partir de test réels réalisés à INRIA.

5

Système coopératif perception/communication

4.1 État de l'art des standards de communication véhiculaire 86

4.1.1 Présentation de l'architecture générale 86

4.1.2 Description de la couche « Facilities » 88

4.1.3 Description de la couche Réseau et Transport 90

4.1.4 Description de la couche Accès 94

4.1.5 La communication pour les usagers vulnérables 96

4.1.6 Applicabilité des protocoles ITS pour la communication V2P 100

4.2 Communication véhicules-piétons pour la protection des vulnérables 103
4.2.1 Description Générale 103
4.2.2 Algorithme d'alerte conjointe des véhicules et des usagers vulnérables . 104
4.2.3 Messages émis par les véhicules 105
4.2.4 Messages émis par les usagers vulnérables 109
4.2.5 Messages à portée géographique 111
4.3 Dissémination géographique des messages V2P 111
4.3.1 Présentation des zones géographiques 111
4.3.2 Définition des aires géographiques de destination 113
4.3.3 Définition dynamique des zones géographiques à partir d'obstacles occultant 115
4.3.4 Routage géographique des messages V2P 119
4.3.5 Discussion 121
4.4 Conclusion 122

5.1 État de l'art des systèmes coopératifs pour les ITS

5.1.1 Introduction

Dans le domaine des ITS, la communication véhiculaire apporte un niveau de coopération entre les usagers à travers les communications V2V, V2I et V2P.

Certains projets ont récemment travaillé sur l'apport des systèmes coopératifs. Le projet européen DRIVE C2X [133] vise à développer des modules de communication véhiculaire communs à travers l'Europe et à montrer comment les systèmes coopératifs peuvent améliorer les transports en termes de sécurité, confort et efficacité. Le projet CooPerCom (Cooperative Perception and Communication) [134] est un projet bipartite entre le France et le Canada qui vise à développer des méthodes de traitement d'information coopératives embarquées au sein des véhicules intelligents.

L'extension de la perception des véhicules pour mieux comprendre l'environnement grâce à une coopération a fait l'objet de travaux récents [135] [136] [137] [138] [139]. Ils présentent des conclusions encourageantes par rapport à la localisation, à la cartographie et au suivi d'objets mobiles de l'environnement. Cependant, les contraintes imposées par les systèmes de communication en termes de temps de transmission et de pertes de paquets, particulièrement, pour la communication V2P ne sont pas considérées.

Au cours de sa thèse, Sébastien Demmel [140] a proposé une approche de fusion d'information dans le but de fournir une carte augmentée de l'environnement à chaque véhicule. Cette carte décrit aussi bien les éléments statiques (bâtiment, végétation,...) que les éléments dynamiques (véhicules, usagers vulnérables,...). Sébestien Demmel a présenté très explicitement les problématiques liées à la fusion d'information dans le contexte des ITS coopératifs tels que le recalage spatio-temporel des données échangées par communication V2V et la nécessité d'associer les observations effectuées par le système embarqué d'un véhicule avec celles transmises sur le canal de communication. Nous conseillons au lecteur intéressé la lecture du chapitre 5 du document [140]. Il a ainsi introduit un système basé sur un filtre à hypothèse multiple (MHT) crédibiliste pour effectuer une fusion décentralisée au sein du réseau véhiculaire. Dans ce travail, uniquement les usagers de type véhicules sont considérés ce qui le différencie de notre approche. En effet, les véhicules peuvent tous avoir les mêmes capacités de perception et la fusion doit trouver le compromis entre les décisions de chaque véhicule. Au contraire, les usagers vulnérables ont très peu de capacité de perception (uniquement des capacités de positionnement), l'information transmise par communication V2P est donc complètement différente de celle obtenue depuis le système embarqué d'un véhicule et nous rencontrons un cas de fusion entre des sources d'information hétérogènes. Chacune de ces sources d'information doit être précisément caractérisée pour établir une approche de fusion.

Les standards de communication présentés dans la section 4.1 introduisent de nombreuses fonctionnalités pour les systèmes coopératifs tels que CAM, DENM, LDM ou GeoNetworking. Cependant, ces standards ne présentent pas comment est gérée l'information échangée par les systèmes de communication et comment le système de perception peut affecter dynamiquement les messages envoyés.

Avec les projets WATCH-OVER et Ko-Tag, des capteurs coopératifs spécifiques ont été développés à destination des piétons [129] [141] afin de mesurer la localisation relative de ces usagers vulnérables par rapport au véhicule. Ces projets font l'hypothèse que les piétons sont munis de boitiers spécifiques alors que, de nos jours, les smartphones présentent un intérêt croissant pour développer des applications de protection des vulnérables [142] [143] [144].

5.1.2 Approche de localisation par positionnement global

La coopération nécessite l'échange de positions absolues entre les usagers. De cette manière, il leur est possible de savoir comment ils sont situés les uns par rapport aux autres. Pour cela, un repère commun est disponible avec le système géodésique mondial (WGS84) défini par l'agence américaine de cartographie et imagerie [145].

La Figure 5.1 illustre la représentation d'un point B dans le système de coordonnées WGS84. Le positionnement global sur Terre est donné par les angles de latitude (Lat.) et longitude (Long.) et l'élévation :

- latitude, angle entre le plan de l'équateur et B,
- longitude, angle entre le méridien zero et B,
- élévation, hauteur de B par rapport au niveau de la mer, considéré comme le niveau zéro.

Le système WGS84 suppose que la Terre a une forme ellipsoïdale de demi-grand axe υ, de demi-petit axe τ et de coefficient d'aplatissement ζ pour calculer les coordonnées (x_B, y_B, z_B) du point B dans le repère cartésien (X, Y, Z) centré sur le centre de masse de la Terre (cf. Figure 5.1).

Avec le Global Positioning System (GPS) [146], le positionnement d'un usager est estimé dans le repère WGS84 par triangulation à partir du temps de vol de signaux émis depuis une constellation de satellites. Si l'on considère l'exemple illustré sur la Figure 5.2 où un récepteur GPS reçoit des signaux depuis trois satellites S^1, S^2 et S^3, la position de l'utilisateur L_{GPS} devrait se situer idéalement à l'intersection des sphères décrites par le signal émis depuis chaque satellite.

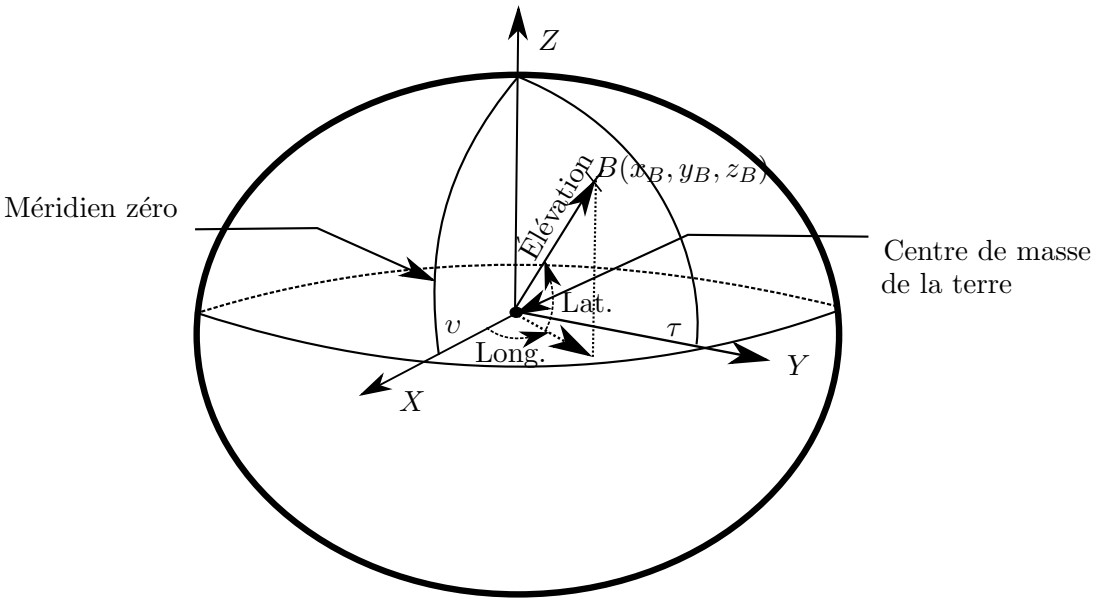


FIGURE 5.1: Système géodésique mondial

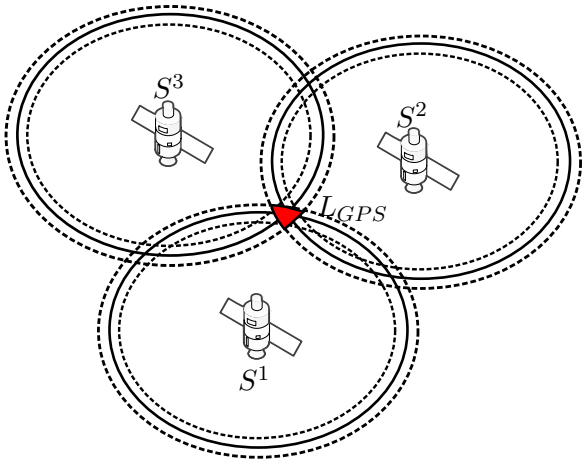


FIGURE 5.2: Incertitude relative au positionnement par GPS

Cependant, de nombreuses perturbations (mauvaise synchronisation des horloges, perturbation liées à l'atmosphère terrestre, réflexions du signal en milieu urbain...) conduisent à une mesure très imprécise de la position GPS illustrée par la zone rouge sur la Figure 5.2 [138]. L'erreur de positionnement d'un système GPS « classique » est de l'ordre de quelques mètres [147].

Pour certains cas d'usage, ce type d'erreurs est limitant pour atteindre les performances exigées. Alors, des solutions coopératives s'appuient sur la communication véhiculaire afin d'améliorer le positionnement des véhicules obtenu depuis un GPS [138] [148].

5.1.3 Fusion d'information coopérative pour la protection des vulnérables

Peu de solutions coopératives ont été proposées pour la protection des vulnérables. La principale difficulté d'une approche coopérative consiste à fusionner les informations des systèmes de communication avec les informations issues des capteurs embarqués.

Dans l'article [30], les données reçues depuis les capteurs coopératifs améliorent la détection de piétons en définissant des régions d'intérêt dans les images infrarouges.

Kloeden *et al.* [149] ont étudié la capacité d'un système de capteurs coopératifs à améliorer la sécurité des usagers vulnérables en proposant des modèles des capteurs pour simuler les moyens de perception embarqués. Les auteurs ont également mesuré les capacités de localisation des capteurs coopératifs développés dans le cadre du projet Ko-TAG. Ils montrent dans cet article qu'après une étape de fusion entre la perception et les mesures effectuées grâce aux capteurs coopératifs, une erreur de localisation relative de l'ordre d'une dizaine de centimètres est espérée. Cependant, ils ne mentionnent pas de technique de fusion à employer.

Finalement, les auteurs de l'article [150] présentent un système avec lequel les usagers vulnérables améliorent leur positionnement GPS grâce aux capteurs embarqués par le smartphone. Les vulnérables transmettent cette position aux véhicules qui évaluent le risque de collision et peut les avertir en cas de danger. Dans cet article, les auteurs se concentrent essentiellement sur l'amélioration de la localisation des vulnérables, ce qui doit entrainer une meilleure évaluation du danger.

5.1.4 Applications pour smartphone à destination de la sécurité usagers vulnérables

5.1.4.1 Applications destinées à alerter les usagers vulnérables

Avec l'émergence des téléphones intelligents, les chercheurs ont l'opportunité de proposer et d'implémenter très simplement de nouvelles applications destinées à assurer la sécurité des usagers vulnérables dans des conditions plus ou moins particulières.

L'application WalkSafe [142] a pour objectif d'assurer la sécurité des piétons traversant la rue alors qu'ils téléphonent. En effet, des accidents sont causés car les personnes téléphonant sont distraites et ne voient pas les véhicules arriver. Cette application s'appuie sur la caméra située à l'arrière du téléphone pour détecter un véhicule approchant en direction du piéton. Les auteurs ont développé des mécanismes afin de n'activer le module de reconnaissance de véhicule que lorsque le piéton téléphone pour économiser les ressources énergétiques de l'appareil. Toutefois, il n'est possible de ne voir qu'un seul côté de la route avec cette application (le sens dans lequel est tenu le mobile).

L'application LookUp [143] propose un service d'alerte pour les piétons en détectant les transitions entre le trottoir et la route. Les auteurs ont installé un capteur inertiel sur les chaussures des usagers vulnérables et développé une méthode afin de détecter lorsqu'un piéton quitte le trottoir pour traverser la route. Par exemple, un usager écrivant un message ou téléphonant peut être alerté pour qu'il prête attention aux véhicules arrivant vers lui grâce à ce service.

L'application WiFiHonk [144] vise à alerter les piétons du danger à l'aide de communication V2P. Une limitation importante avec les moyens actuels de communication est liée au temps d'association entre stations mobiles qui peut être relativement long avec la technologie Wi-Fi usuelle. Les auteurs de cette application proposent aux véhicules d'inclure des informations sur leur dynamique (position, vitesse, orientation) dans des balises SSID/BSSID signalant un point d'accès au réseau. Le téléphone reçoit ces balises lorsqu'il analyse les réseaux disponibles. Ensuite, il évalue les risques de collision et avertit les usagers en cas de danger. Cependant, cette application ne propose pas une solution bi-directionnelle car uniquement les véhicules émettent

des informations en direction des usagers vulnérables.

5.1.4.2 Description des techniques de localisation par smartphone

Comme le montrent les applications LookUp et WiFiHonk, la connaissance de la localisation et du déplacement des piétons est nécessaire pour évaluer les risques de collisions. La technologie GPS est disponible au sein des smartphones actuels, mais elle produit une position qui peut être erronée de l'ordre de 5 à 10 m. Dans l'article [147], les auteurs ont étudié l'applicabilité du positionnement par GPS pour les scénarios relatifs à la sécurité des usagers vulnérables et ont montré que cette technologie ne peut être utilisée que lorsque les exigences en terme de localisation sont faibles.

En complément du GPS, les téléphones actuels intègrent souvent un accéléromètre, un gyroscope et une boussole. Tous ces capteurs fournissent des données utiles pour estimer la localisation et la dynamique d'un utilisateur.

La principale limite pour utiliser un smartphone est qu'il peut se trouver n'importe où et dans n'importe quelle position par rapport à l'utilisateur humain. Dans [151], l'orientation du téléphone est tout d'abord estimée par rapport au repère terrestre à partir de l'accéléromètre, du magnétomètre et du gyroscope. Ensuite, les données fournies par l'accéléromètre sont exprimées dans le repère terrestre et intégrées pour estimer la direction de mouvement de l'utilisateur. Cette approche ne calcule pas la localisation du piéton, mais une fusion avec un positionnement par GPS peut être envisagée.

Une autre approche consiste à détecter les pas effectués par un piéton en améliorant son positionnement à partir des mesures d'un accéléromètre et d'un gyroscope [152]. Dans l'article [152], le déplacement estimé pour le piéton est projeté sur une carte avec une stratégie de « map-matching ». L'application proposée ici localise un piéton en extérieur avec peu de capteurs, uniquement l'accéléromètre et le gyroscope sont associés au GPS. Cependant, appliquer une stratégie de « map-matching » pour une application de sécurité ne paraît pas idéale car les accidents surgissent lorsqu'un usager (véhicule ou piéton) effectue une action qui n'est pas

prévue.

Au cours de cette thèse, de telles solutions ne sont pas appliquées bien qu'elles présentent un intérêt certain au regard des erreurs de positionnement GPS importantes en milieu urbain, mais peuvent être envisagées par la suite pour remplacer le GPS seul.

5.1.5 Conclusion

L'état de l'art des systèmes coopératifs pour la protection des vulnérables met en avant que peu de solutions ont été proposées dans ce domaine, même si de telles approches sont attrayantes pour traiter des scénarios de plus en plus complexes.

La coopération entre usagers de la route a besoin d'un positionnement global fourni avec le GPS dans la majorité des applications. Les systèmes communicants actuels s'appuient majoritairement sur l'émission de données créées depuis ces positions GPS. Mais, une interaction entre la communication et la perception est inexistante, alors que cette dernière permet d'agir dynamiquement sur les messages envoyés.

La fusion des informations de communication et de perception est le point crucial d'un système coopératif. Les systèmes de protection des vulnérables ont très peu abordé ce sujet et se sont concentrés sur une fusion bas niveau. Afin de proposer une fusion haut niveau entre pistes de perception et pistes de communication, ces deux systèmes sont modélisés dans la section 5.2 et la méthode de fusion est introduite dans la section 5.3.

Le système de protection des vulnérables présenté au cours de cette thèse propose une coopération entre les usagers vulnérables et les véhicules pour améliorer la détection, la classification et la localisation de ces personnes. Comme le montre la Figure 5.3, cette coopération est possible grâce à la communication V2P. Ce système introduit également une coopération entre les modules de perception et de communication classiques à la fois par le déclenchement de communication V2P depuis la perception de l'environnement (fonction n° (2) sur la Figure 5.3) et la fusion d'informations hétérogènes depuis les fonctions de perception et de communication (fonction n° (4) sur la Figure 5.3). Toute cette collaboration a pour objectif de mieux évaluer

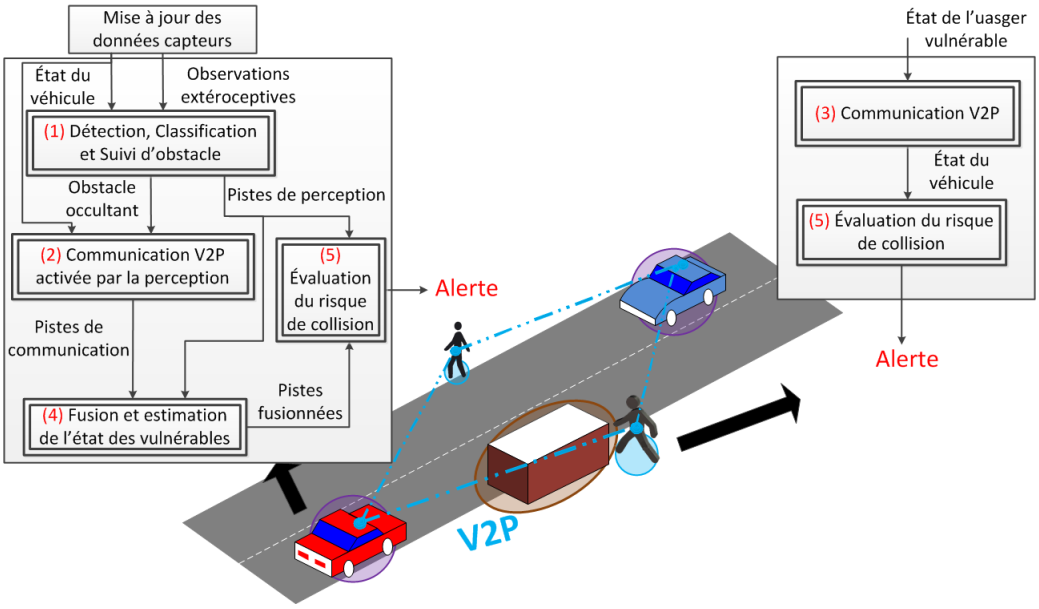


FIGURE 5.3: Présentation générale de la coopération entre usagers

les risques de collision (fonction n° (5) sur la Figure 5.3). Une application destinée à alerter les usagers vulnérables du danger est présentée dans la section 5.4.

5.2 Modélisation des systèmes de perception et de communication

5.2.1 Probabilité de détection

Le système de perception peut détecter un obstacle situé dans son champ de vision. Pour un capteur laser ayant un angle d'ouverture de 180 ou 360°, il est possible de détecter un obstacle si la distance d entre cet obstacle et le capteur est inférieure à la distance maximale de couverture d_m :

$$P^d_{per}(d) = \begin{cases} 1 - Q^{1}(\frac{W_{min}-\mu(d)}{\sigma_l}), & \text{si } d \leq d_m \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \tag{5.1}$$

Comme le montre l'équation (5.1), même si un objet est situé dans le champ de vision du capteur, la probabilité de le détecter peut être inférieure à 1, si la largeur moyenne de l'obstacle, $\mu(d)$, est inférieure au minimum requis, *i.e.*, la largeur minimum d'un groupe d'impacts, W_{min}. La détection d'obstacle consiste à regrouper ensemble des impacts consécutifs et de sélectionner uniquement les groupes de points contenant plus que Nb_{min} impacts (section 3.2.2). En supposant que la largeur du groupe de points, $W_{\mathcal{P}}$, suit une distribution Gaussienne $\mathcal{N}(\mu(d), \sigma_l)$, $\mu(d)$ est définie par l'équation (5.2) lorsque d représente la distance véhicule-obstacle et ν est la résolution angulaire du capteur laser.

$$\mu(d) = \nu \times Nb_{min} \times d \tag{5.2}$$

En ce qui concerne le système de communication, nous considérons qu'un usager est « détecté » si le véhicule reçoit un paquet émis par cet usager. La capacité de détection par le système de communication est donc évaluée par la probabilité de délivrer les informations avec succès. Si nous supposons que le taux d'erreur binaire (BER) est égal pour chacun des bits d'un paquet de données et qu'un message est correctement délivré lorsque tous les bits le composant sont décodés, alors, la probabilité de correctement recevoir un paquet de longueur L_p est donné par l'équation (5.3).

$$P^d_{com} = (1 - BER)^{L_p} \tag{5.3}$$

Le BER est exprimé en fonction du rapport signal sur bruit (SNR), et, est calculé suivant l'équation (5.4) pour des modulations de type BPSK et QPSK.

$$BER = Q(\sqrt{2SNR}) \tag{5.4}$$

1. $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{+\infty} \exp(-\frac{u^2}{2}) du$

5.2.2 Classification

L'environnement urbain est composé de nombreuses classes d'obstacles (piéton, cycliste, véhicule...) qu'il est nécessaire de distinguer depuis le système embarqué. Les systèmes de perception et de communication estiment à leur façon la classe de chaque obstacle routier.

Le système de perception classifie les obstacles à partir des observations incertaines effectuées sur l'environnement. La classification s'effectue à l'aide de méthodes empiriques sur les données acquises ou à l'aide de classifieurs entrainés par des techniques d'apprentissage statistique (section 3.3). Les performances de classification sont évaluées à travers la probabilité d'erreur. Dans le cadre d'une classification multi-classes, la probabilité d'erreur est fournie par une matrice de confusion $P_e^c = (p_{mn})_{m,n=0,\dots,c}$ où p_{mn} est la probabilité d'attribuer une classe C_m à un objet appartenant à la classe C_n. Cette probabilité est déterminée lors de l'évaluation de la classification et mesure les performances du système de perception par l'équation (5.5).

$$P_{per}^c(C_m|C_n) = p_{mn} \tag{5.5}$$

Pour le système de communication, la classe est un paramètre définie au niveau de l'application. En effet, la classe de l'usager communicant est une composante intrinsèque du message P2V échangé (section 4.2.4). Dans le contexte de cette thèse, nous supposons que la classe émise par chaque usager est parfaitement correcte. En conséquence, la probabilité de confusion est donnée par l'équation (5.6).

$$P_{com}^c(C_m|C_n) = \begin{cases} 1, & \text{si } m = n \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \tag{5.6}$$

5.2.3 Positionnement

La connaissance de la position relative entre le véhicule et chaque usager vulnérable est nécessaire. Cette position relative est directement obtenue à partir du système de perception et est

exprimée dans le repère du véhicule. En parallèle, à travers le système de communication, des positions absolues sont échangées entre les différents usagers. Nous pouvons établir les assertions suivantes concernant la distance relative véhicule - usager vulnérable :

- La position $L^L_{per}(x^L_O, y^L_O)$ est estimée avec une covariance Σ^L_{per} par le système de perception (section 3.2.5).
- La position absolue du véhicule (respectivement de l'usager vulnérable) $L^G(x^G_V, y^G_V)$ (resp. $L^G(x^G_{vru}, y^G_{vru})$) est connue avec une covariance Σ^G_V (resp. Σ^G_{vru}). En conséquence, la localisation relative du piéton, calculée avec les coordonnées absolues, est exprimée par $L^L_{com}(x^G_{vru} - x^G_V, y^G_{vru} - y^G_V)$ avec une covariance $\Sigma^G_V + \Sigma^G_{vru}$ au moyen de la communication V2P.

Si le positionnement des usagers s'appuie seulement sur les récepteurs GPS « classiques », les covariances Σ^G_V et Σ^G_{vru} ont des valeurs entre 5 et 10 m (section 5.1.2) qui caractérisent l'incertitude de la localisation. Si le véhicule possède des technologies de localisation avancées telles que le SLAM et le Map-Matching, Σ^G_V peut être fortement améliorée et valoir autour de quelques centimètres [153].

5.2.4 Métrique destinée à l'évaluation des solutions proposées

La sécurité routière nécessite de détecter le risque et la localisation des accidents potentiels pour alerter les utilisateurs humains. Les usagers vulnérables doivent être non seulement détectés, mais également correctement positionnés par rapport au véhicule. En nous inspirant du domaine du pistage multi-cibles, nous définissons une métrique évaluant les performances d'un système de sécurité en considérant la détection des vulnérables ainsi que les erreurs de positionnement.

Le pistage multi-cibles cherche à estimer conjointement le nombre et la localisation des cibles. Dans ce domaine, le terme de *miss-distance* définit une métrique servant à calculer la différence entre un ensemble multi-objets de référence et un ensemble multi-objets estimé. En considérant

$S = \{\mathbf{s}_1, ..., \mathbf{s}_m\}$ et $G = \{\mathbf{g}_1, ..., \mathbf{g}_n\}$ comme étant respectivement les ensembles d'états estimés et de références, Schumacher *et al.* ont introduit la distance OSPA (Optimal SubPattern Assignment), $\bar{d}_{\xi}^{(\eta)}(S, G)$, comme une miss-distance qui évalue de manière consistante un filtre multi-cibles [154]. La distance OSPA considère les erreurs dans l'estimation du nombre de cibles et de leur localisation. OSPA est régie par deux paramètres ξ et η, où ξ contrôle l'influence de chaque valeur de distance et pénalise les états estimés éloignées des états de référence, et, η est une distance de coupure qui agit comme une pénalité pour ne pas avoir pu associer correctement un état de référence avec un état estimé. Ainsi, η intervient comme la distance donnée à un état de référence qui n'a pu être associé à aucun état estimé et intervient pour pénaliser les erreurs dans l'estimation du nombre de cibles. η vaut typiquement la taille de la fenêtre d'observation [154].

Dans la suite, cette métrique est plus particulièrement appliquée pour évaluer la capacité d'un système de protection à détecter la présence d'un usager vulnérable et à estimer sa position. Dans ce cas, la distance OSPA à un instant k, $\bar{d}_{\xi}^{(\eta)}(S_k, G_k)$, est simplifiée en deux termes comme montré dans l'équation (5.7).

$$\bar{d}_{\xi}^{(\eta)}(S_k, G_k) = \Big(\min\left(\eta, d(S_k, G_k)\right)^{\xi} + \eta^{\xi} * \Delta(k)\Big)^{\frac{1}{\xi}} \tag{5.7}$$

où

$$\Delta(k) = \begin{cases} 0, & \text{si détection au temps k} \\ 1, & \text{sinon} \end{cases} \tag{5.8}$$

La premier terme représente l'erreur de positionnement comme la distance entre la position estimée du piéton S_k et la vérité terrain G_k. Cette équation montre particulièrement que lorsque qu'aucun état S_k n'est associé à la référence G_k, alors la distance vaut la distance de coupure η. Le second terme fait référence à l'erreur de non-détection et est calculé en multipliant le terme $\Delta(k)$ par η.

L'application vise à détecter l'usager vulnérable par des observations successives. L'erreur d'application E_{app} est calculée comme la moyenne des distances OSPA établies à chaque instant k

dans l'équation (5.9).

$$\begin{aligned} E_{app} &= \tfrac{1}{T}\sum_{k=1}^{T} \bar{d}_{\xi}^{(\eta)}(S_k, G_k) \\ &= \tfrac{1}{T}\left(\sum_{\substack{1\leq k\leq T,\\ \Delta(k)=0}} \bar{d}_{\xi}^{(\eta)}(S_k, G_k) + \sum_{\substack{1\leq k\leq T,\\ \Delta(k)=1}} \bar{d}_{\xi}^{(\eta)}(S_k, G_k)\right) \\ &= \tfrac{1}{T}\left(\sum_{\substack{1\leq k\leq T,\\ \Delta(k)=0}} \left(d(S_k, G_k)^{\xi}\right)^{\frac{1}{\xi}} + \sum_{\substack{1\leq k\leq T,\\ \Delta(k)=1}} (\eta^{\xi} + \eta^{\xi})^{\frac{1}{\xi}}\right) \\ &= \tfrac{1}{T}\left(\sum_{\substack{1\leq k\leq T,\\ \Delta(k)=0}} d(S_k, G_k) + 2\eta\sum_{k=1}^{T}\Delta(k)\right) \end{aligned} \tag{5.9}$$

En considérant, le cas pour lequel l'usager vulnérable est détecté ($\Delta(k)$=0) et le cas pour lequel il n'est pas détecté ($\Delta(k)$=1), nous montrons dans l'équation (5.9) que E_{app} pour être exprimée en fonction de la probabilité de détection de l'usager vulnérable, P^d, et de l'erreur moyenne de positionnement, MPE. P^d et MPE sont respectivement définies dans les équation (5.10) et (5.11).

$$P^d = 1 - \frac{1}{T}\sum_{k=1}^{T}\Delta(k) \tag{5.10}$$

$$MPE = \frac{1}{T \times P^d}\sum_{\substack{1\leq k\leq T,\\ \Delta(k)=0}} d(S_k, G_k) \tag{5.11}$$

Finalement, la performance de l'application est donnée par l'équation (5.12).

$$E_{app} = P^d \times MPE + 2\eta \times (1 - P^d) \tag{5.12}$$

5.2.5 Conclusion

Tableau 5.1: Modèle théorique des systèmes de perception et de communication V2P

	Perception	Communication V2P
Probabilité de détection $P^d(d)$	$P^d_{per}(d) = \begin{cases} 1 - Q(\frac{W_{min}-\mu(d)}{\sigma_l}), & \text{si } d \leq d_m \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$	$BER(d) = Q(\sqrt{SNR(d)})$ $P^d_{com}(d) = (1 - BER(d))^{L_p}$
Classification $P^c(C_m\|C_n)$	$P^c_{per}(C_m\|C_n) = p_{mn}$	$P^c_{com}(C_m\|C_n) = \begin{cases} 1, & \text{si } m = n \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$
Mesure de position $p(\mathbf{z}\|L^r)$	$\mathbf{z}_{per} \sim \mathcal{N}(L^L_{per}, \Sigma^L_{per})$	$\mathbf{z}_{com} \sim \mathcal{N}(L^L_{com}, \Sigma^G_V + \Sigma^G_{vru})$

Au cours de cette section, nous avons apporté un modèle théorique pour les systèmes de perception et de communication concernant trois fonctions nécessaires à l'évaluation des risques de collision : la *détection* d'un obstacle, la *classification* de cet obstacle, la mesure de son *positionnement relatif* par rapport au véhicule. Les modèles définis sont résumés dans le Tableau 5.1. Tous ces modèles servent à établir la fusion d'information à partir de données de perception et de communication. La méthode de fusion d'information est détaillée au cours de la prochaine section.

Finalement, nous avons défini une métrique pour évaluer les performances des systèmes de protection des usagers vulnérables. Cette métrique peut être appliquée à la fois à un système uniquement de perception, à un système uniquement de communication et à un système combinant des données de perception et de communication. De cette manière, elle permet de comparer chacune de ces solutions.

5.3 Méthode d'association d'information de perception et de communication

5.3.1 Introduction

Le système de protection des vulnérables introduit une coopération entre les modules de perception et de communication. Cette coopération est particulièrement importante au cours d'une

étape de fusion entre l'information provenant de la perception (détection, suivi et classification des usagers vulnérables) et de la communication (données émises depuis chaque usager vulnérable contenant leur position, vitesse de déplacement et classe).

La perception est capable de détecter et de positionner avec une grande précision les usagers vulnérables proches du véhicule, mais est bloquée par le champ de vision des capteurs embarqués. Ainsi, la détection des obstacles s'effectue dans une zone restreinte et est impossible en cas d'occultation.

La communication a la capacité de couvrir une aire plus large que la perception par la nature des ondes radio portant les messages et par l'existence de réseaux de véhicules. Les messages échangés par la communication V2P contiennent une information riche comme un identifiant unique et la classe de chaque personne communicante. Lorsqu'un véhicule reçoit un message, il ne connaît pas *a priori* la position de l'émetteur. Cette position doit se trouver dans le contenu du message.

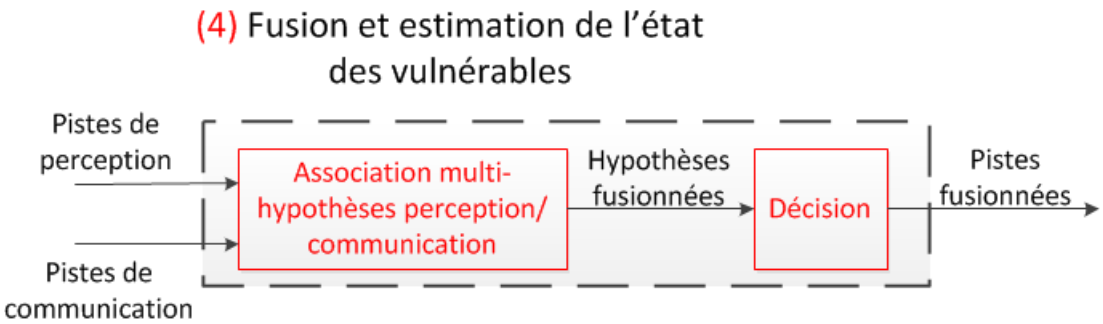


FIGURE 5.4: Architecture de la fusion d'information perception/communication

La perception et la communication sont donc de natures totalement différentes. Une étape de fusion haut-niveau consiste à déterminer la meilleure association entre les données de perception et de communication à partir de l'information complémentaire issue de chaque module. Le processus de fusion est illustré par la Figure 5.4 et se divise en deux étapes :

(1) *Association multi-hypothèses perception/communication* - La mise à jour des pistes de perception et de communication génère des hypothèses d'association perception/commu-

nication. À chaque instant, l'ensemble des hypothèses provient des hypothèses de l'étape précédente et des nouvelles associations perception/communication possibles. La probabilité de chaque hypothèse est calculée en fonction d'une probabilité *a priori* depuis l'hypothèse précédente et d'une fonction de vraisemblance. La fonction de vraisemblance dépend de la probabilité de détection, de la probabilité de classification et de la vraisemblance de la mesure de position pour chaque association perception/communication. L'apparition de nouvelles pistes entraine une augmentation du nombre d'hypothèses au cours du temps, un mécanisme de suppression des hypothèses les moins probables doit donc être mis en place.

(2) *Prise de décision et estimation de l'état des usagers vulnérables* - L'hypothèse ayant la probabilité la plus élevée est sélectionnée pour estimer les paramètres des pistes fusionnées. Dans cette hypothèse, l'estimation de l'état des pistes pour lesquelles une association perception/communication est établie privilégie la perception pour les paramètres dynamiques de position et vitesse de déplacement et la communication pour les paramètres statiques comme la classe. Les paramètres des pistes pour lesquelles aucune association n'est trouvée sont respectivement estimés par les paramètres de la piste de communication pour un obstacle non perçu et par les paramètres de la piste de perception pour un obstacle non communicant.

Au cours de cette section, le problème est tout d'abord formulé de manière théorique (sous-section 5.3.2). Puis, la manière dont les hypothèses d'association perception/communication sont construites est présentée sur un exemple (sous-section 5.3.3). Ensuite, le calcul, au cours du temps, des probabilités de chaque hypothèse est démontré (sous-section 5.3.4) et l'estimation des pistes fusionnées est présenté (sous-section 5.3.5). Une application numérique sur l'exemple de la sous-section 5.3.3 illustre le fonctionnement de cette approche (sous-section 5.3.6) et nous discutons de la méthode proposée (sous-section 5.3.7).

5.3.2 Formulation du problème

À un instant k, le système de perception fournit une liste de pistes $\mathcal{T}_{per,k}=\{\mathcal{T}^i_{per,k}\}_{i=1,\ldots,N_{per,k}}$ correspondant à l'état estimé des obstacles autour du véhicule. Le système de communication donne une liste de pistes $\mathcal{T}_{com,k}=\{\mathcal{T}^i_{com,k}\}_{i=1,\ldots,N_{com,k}}$ correspondant aux obstacles communicants pour lesquels des informations sont reçues.

Chaque piste possède un identifiant unique et invariant au cours du temps. L'identifiant pour la perception est obtenu par le pistage des obstacles dynamiques (section 3.2.5) et l'identifiant pour la communication est une composante du message P2V (section 4.2.4).

Nous supposons que les modules de perception et de communication fonctionnent de manière synchrone. Cette hypothèse est forte car la communication a un comportement asynchrone. Cependant, la communication V2P est déclenchée par la mise à jour des données capteurs (sections 4.2 et 5.1.5), ce qui permet de justifier cette hypothèse pour notre système coopératif.

Au cours de cette partie, la fusion entre perception et communication est abordée par une méthode d'association entre les pistes de communication et de perception à partir de la construction d'hypothèses qui sont évaluées de manière probabiliste.

Trois types de pistes sont générées lors de l'étape de fusion :

- les pistes associées $\mathcal{T}_{ass,k} = \{\mathcal{T}^i_{ass,k}\}_{i=1,\ldots,N_{ass,k}}$ sont issues d'une association entre une piste de perception et une piste de communication,
- les pistes non perçues $\mathcal{T}_{np,k} = \{\mathcal{T}^i_{np,k}\}_{i=1,\ldots,N_{np,k}}$ sont issues des pistes de communication associées avec aucune piste de perception tel que $N_{com,k} = N_{ass,k} + N_{np,k}$,
- les pistes non communicantes $\mathcal{T}_{nc,k} = \{\mathcal{T}^i_{nc,k}\}_{i=1,\ldots,N_{nc,k}}$ sont issues des pistes de perception associées avec aucune piste de communication tel que $N_{per,k} = N_{ass,k} + N_{nc,k}$.

L'ensemble des pistes fusionnées est constitué de ces trois sous-ensembles comme présenté dans l'équation (5.13).

$$\mathcal{T}_{fus,k} = \{\mathcal{T}_{ass,k}, \mathcal{T}_{np,k}, \mathcal{T}_{nc,k}\} \tag{5.13}$$

Dans le domaine du pistage multi-cibles, le problème d'association entre des mesures incertaines et des pistes représentants chacune des cibles est central [78]. Dans ce contexte, Reid [80] a introduit une méthode à hypothèses multiples de pistage (MHT - Multiple Hypothesis Tracker) pour traiter ce problème dans le cas où la densité des mesures est importante et sujette à des fausses alarmes et à des non-détections. Cette approche traite en théorie le pistage multi-cibles de manière optimale, mais se révèle impossible à mettre en pratique car le nombre d'hypothèses augmente de manière exponentielle au cours du temps.

Nous proposons d'adapter le filtre MHT au cas de l'association entre données de communication et de perception. Notre hypothèse de travail considère, contrairement aux mesures classiques, que les données reçues par la communication sont identifiées depuis l'émetteur. Cette hypothèse simplifie la mise à jour de l'arbre du filtre MHT comme le montre l'exemple décrit dans la prochaine section.

5.3.3 Exemple d'association entre perception et communication

La Figure 5.5 illustre le problème d'association entre les données de perception et de communication. Cet exemple considère les grandeurs suivantes :

- 4 pistes issues du module de perception $\{\mathcal{T}^i_{per,k}\}_{i=1,\dots,4}$,
- 2 pistes issues du module de communication V2P $\{\mathcal{T}^i_{com,k}\}_{i=1,2}$.

A priori, tous les obstacles mobiles détectés depuis la perception peuvent être associés à des messages V2P reçus par le véhicule. Cependant, un seul usager peut être à l'origine de chaque message relatif à un obstacle communicant $\mathcal{T}^i_{com,k}$.

Un premier filtrage est effectué grâce à un fenêtrage statistique défini par la covariance du positionnement des usagers communicants (cf. équation (3.25)). De cette manière, les obstacles

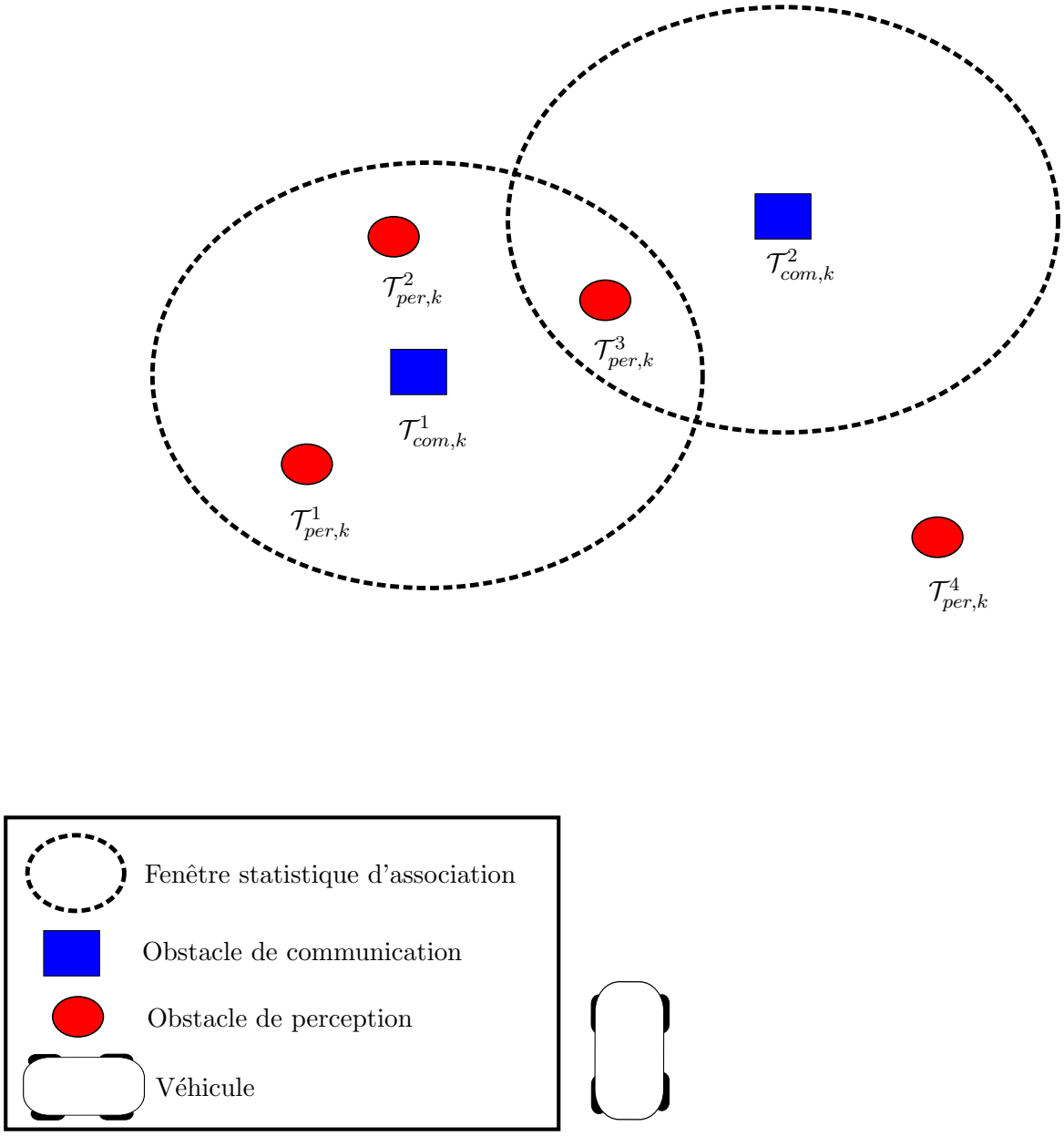


FIGURE 5.5: Illustration de l'association perception/communication

de perception $\mathcal{T}^1_{per,k}$, $\mathcal{T}^2_{per,k}$ et $\mathcal{T}^3_{per,k}$ sont potentiellement associés à l'obstacle communicant $\mathcal{T}^1_{com,k}$, l'obstacle de perception $\mathcal{T}^3_{per,k}$ est potentiellement associé à l'obstacle communicant $\mathcal{T}^2_{com,k}$, et l'obstacle de perception $\mathcal{T}^4_{per,k}$ n'est pas communicant. Par ailleurs, les obstacles communicants

$\{\mathcal{T}^i_{com,k}\}_{i=1,2}$ sont potentiellement des obstacles non perçus par le véhicule $\{\mathcal{T}^i_{np,k}\}_{i=1,2}$.

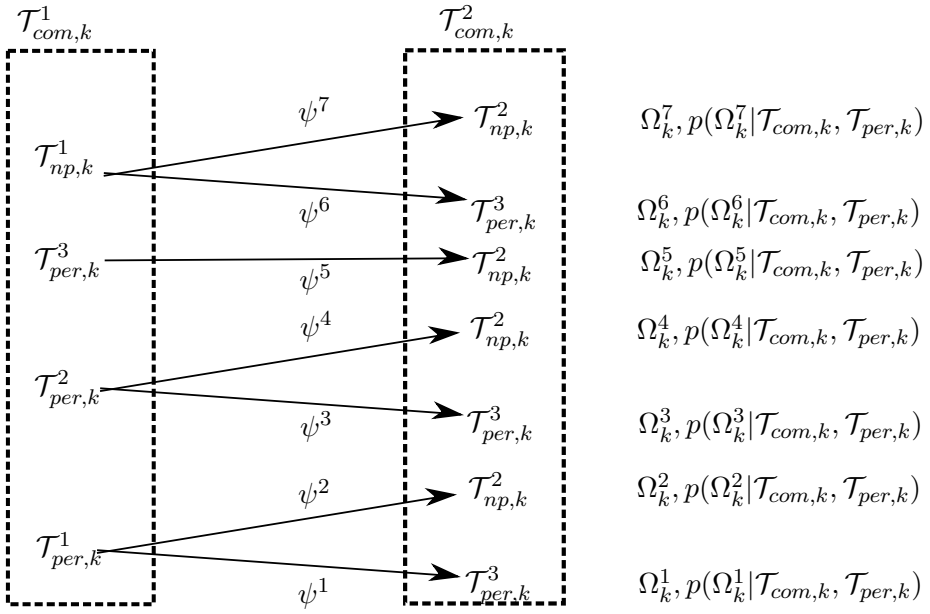


FIGURE 5.6: Hypothèses d'association établies depuis la Figure 5.5

L'arbre d'hypothèses entre pistes de perception et de communication généré par l'approche MHT est illustré sur la Figure 5.6. Les associations possibles concernant la piste $\mathcal{T}^1_{com,k}$ sont créées avec les pistes $\mathcal{T}^1_{per,k}$, $\mathcal{T}^2_{per,k}$, $\mathcal{T}^3_{per,k}$ et $\mathcal{T}^1_{np,k}$. Étant donné l'association de la piste $\mathcal{T}^1_{com,k}$, la piste $\mathcal{T}^2_{com,k}$ est associée avec la piste $\mathcal{T}^3_{per,k}$ ou considérée comme non perçue $\mathcal{T}^2_{np,k}$. À l'instant k, sept hypothèses $\Omega^1_k, ..., \Omega^7_k$ sont générées depuis les sept branches de l'arbre $\psi^1, ..., \psi^7$ et les probabilités $p(\Omega^1_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}), ..., p(\Omega^7_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k})$ pondèrent la force de chacune de ces sept hypothèses.

Notons que lorsque la piste $\mathcal{T}^1_{com,k}$ est associée avec la piste $\mathcal{T}^3_{per,k}$, la piste $\mathcal{T}^2_{com,k}$ peut uniquement être supposée non perçue (hypothèse Ω^5_k). Pour les autres associations de la piste $\mathcal{T}^1_{com,k}$, les deux possibilités sont envisagées pour la piste $\mathcal{T}^2_{com,k}$.

Pour mieux comprendre le principe d'association entre perception et communication, la Figure 5.7 illustre l'évolution du scénario 5.5 entre un instant k et un instant $k+1$. L'association entre les pistes $\mathcal{T}_{per,k}$ et $\mathcal{T}_{per,k+1}$ est assurée par le suivi temporel des obstacles et l'association

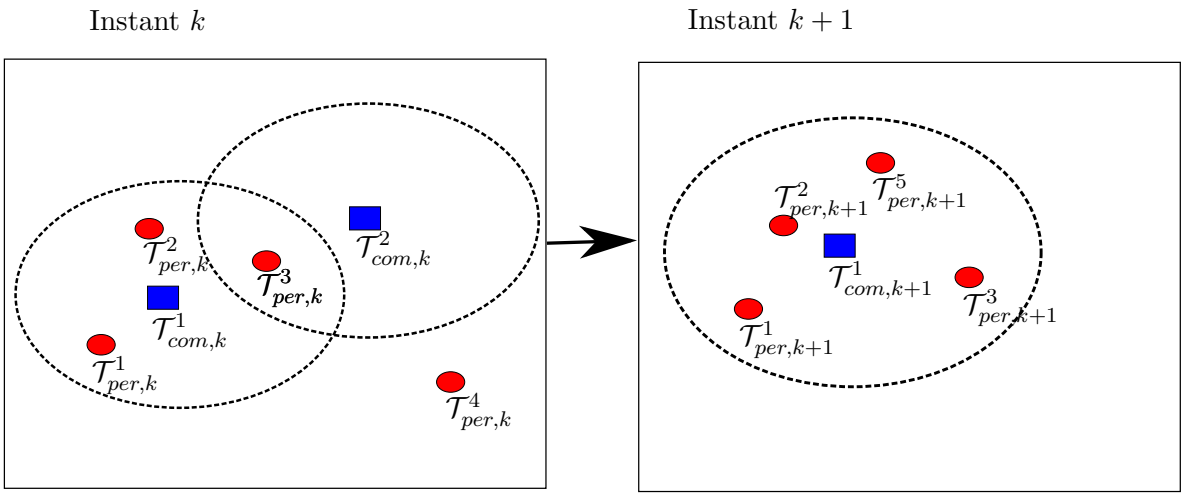


FIGURE 5.7: Evolution temporelle du scénario 5.5

entre les pistes $\mathcal{T}_{com,k}$ et $\mathcal{T}_{com,k+1}$ est assuré grâce aux identifiants insérés dans les messages P2V.

Dans cet exemple, un message est uniquement reçu depuis la piste $\mathcal{T}^1_{com,k+1}$, ce qui simplifie l'illustration, tout en restant généralisable par la suite. Les pistes $\mathcal{T}^1_{per,k+1}$, $\mathcal{T}^2_{per,k+1}$ et $\mathcal{T}^3_{per,k+1}$ sont situées dans la fenêtre statistique de $\mathcal{T}^1_{com,k+1}$. De plus, une nouvelle piste, $\mathcal{T}^5_{per,k+1}$, est apparue comme potentiellement à l'origine de $\mathcal{T}^1_{com,k+1}$.

La Figure 5.8 illustre la mise à jour de l'arbre d'hypothèses défini par le MHT. Les hypothèses Ω^1_k à Ω^5_k supposent l'obstacle communicant $\mathcal{T}^1_{com,k}$ comme associé avec une piste de perception. Elles engendrent les hypothèses Ω^1_{k+1} à Ω^5_{k+1} qui considèrent uniquement la mise à jour de la piste $\mathcal{T}^1_{per,k+1}$ pour les hypothèses Ω^1_{k+1} et Ω^2_{k+1}, la mise à jour de la piste $\mathcal{T}^2_{per,k+1}$ pour les hypothèses Ω^3_{k+1} et Ω^4_{k+1}, et la mise à jour de la piste $\mathcal{T}^3_{per,k+1}$ pour l'hypothèse Ω^5_{k+1} pour créer les branches ψ^1 à ψ^5.

Les hypothèses Ω^1_{k+1} et Ω^2_{k+1} diffèrent depuis les hypothèses Ω^1_k et Ω^2_k pour lesquelles la piste $\mathcal{T}^2_{com,k}$ est différemment associée. Or, cette piste n'est pas communicante à l'instant $k+1$ et n'intervient pas dans la mise à jour des hypothèses.

La nouvelle piste $\mathcal{T}^5_{per,k+1}$ peut provenir d'une non-détection à l'instant k, ce qui engendre deux nouvelles hypothèses Ω^6_{k+1} et Ω^8_{k+1} depuis les hypothèses Ω^6_k et Ω^7_k pour lesquelles la piste $\mathcal{T}^1_{com,k}$

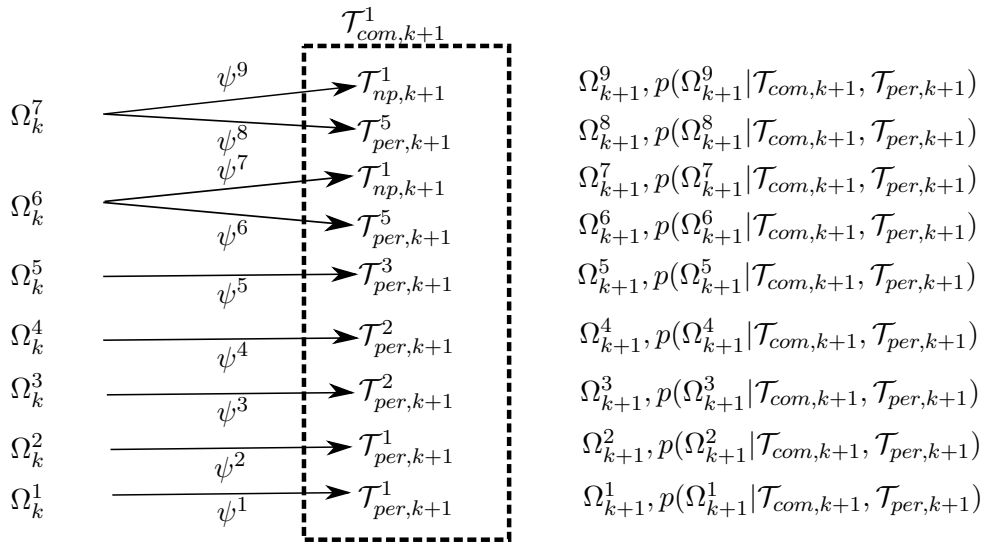


FIGURE 5.8: Evolution temporelle des hypthèses d'association

est supposée non perçue. Il est encore possible que la piste $\mathcal{T}^1_{com,k}$, ne soit pas perçue et les hypothèses Ω^7_{k+1} et Ω^9_{k+1} représentent ce cas de figure.

Depuis cet exemple, nous remarquons que le nombre d'hypothèses augmente au cours du temps avec l'apparition de nouvelles pistes de perception et de nouvelles pistes de communication. Alors que la première mesure d'une piste de perception ou d'une piste de communication engendre de nombreuses hypothèses et crée une combinatoire importante avec le filtre MHT, comme mentionné dans [80], la réception de données depuis des obstacles communicants déjà connus limite au contraire l'expansion de l'arbre en mettant à jour des hypothèses existantes. Le module de fusion doit, tout de même, supprimer les hypothèses ayant une faible probabilité pour éviter de devoir gérer un trop grand nombre d'hypothèses et pour être applicable à la fusion perception/communication. Le calcul de la probabilité, $p(\Omega^j_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k})$, d'une hypothèse Ω^j_k est détaillé au cours de la prochaine section.

5.3.4 Calcul de la probabilité d'hypothèse pour la fusion perception/communication

5.3.4.1 Définition

Considérons $\Omega_{k-1} = \{\Omega^g_{k-1}\}_{g=1,\dots,H_{k-1}}$ comme étant l'ensemble des hypothèses établies à l'instant $k-1$, et $\psi^h \in \psi$ une branche créée depuis les nouvelles données de communication, $\mathcal{T}_{com,k}$, et de perception, $\mathcal{T}_{per,k}$. L'ensemble des hypothèses Ω_k établies jusqu'à l'instant k est donné par l'équation (5.14).

$$\Omega_k = \{(\Omega^g_{k-1}, \psi^h); \Omega^g_{k-1} \in \Omega_{k-1}, \psi^h \in \psi\} \tag{5.14}$$

Comme démontré dans [80], la mise à jour des hypothèses est calculée récursivement depuis la règle de Bayes. L'équation (5.15) introduit le calcul de la probabilité *a posteriori* $p(\Omega^j_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k})$ pour l'hypothèse Ω^j_k à partir de la probabilité *a priori*, $p(\Omega^g_{k-1})$, donné par l'hypothèse Ω^g_{k-1}, ainsi que la vraisemblance des pistes de communication et de perception, $p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega^g_{k-1}, \psi^h)$, et de la branche ψ^h, $p(\psi^h|\Omega^g_{k-1})$. a est une constante de normalisation.

$$\begin{aligned} p(\Omega^j_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) &= p(\Omega^g_{k-1}, \psi^h|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) \\ &= \tfrac{1}{a} p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega^g_{k-1}, \psi^h) p(\psi^h|\Omega^g_{k-1}) p(\Omega^g_{k-1}) \end{aligned} \tag{5.15}$$

Dans la suite de cette section, les calculs de la vraisemblance des pistes de communication et de perception et de la vraisemblance des branches de l'arbre sont détaillés.

5.3.4.2 Vraisemblance des pistes de communication et de perception

Pour chaque branche ψ^h, $N^h_{ass,k}$ pistes de perception sont associées avec un obstacle communicant et $N^h_{np,k}$ obstacles sont non perçus.

Pour $i \in [\![1, N^h_{ass,k}]\!]$, nous notons respectivement $n^{c,h}_i \in [\![1, N_{com,k}]\!]$ et $n^{p,h}_i \in [\![1, N_{per,k}]\!]$ les

indices d'une piste de communication, $\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}$, associée avec une piste de perception, $\mathcal{T}_{per,k}^{n_i^{p,h}}$. Pour $i \in [\![1, N_{np,k}^h]\!]$, nous notons $n_i^{np,h} \in [\![1, N_{com,k}]\!]$, l'indice d'une piste de communication, $\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{np,h}}$, non perçue.

Les données reçues depuis la communication sont indépendantes car chaque usager vulnérable envoie ses propres informations. Le calcul de la vraisemblance $p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_k^g, \psi^h)$ revient à calculer le produit de la vraisemblance de chaque association comme le montre l'équation (5.16).

$$\begin{aligned} p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_{k-1}^g, \psi^h) = \; & \prod_{i=1}^{N_{ass,k}^h} p(\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}, \mathcal{T}_{per,k}^{n_i^{p,h}}|\Omega_{k-1}^g, \psi^h) \\ & \times \prod_{i=1}^{N_{np,k}^h} p(\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{np,h}}|\Omega_{k-1}^g, \psi^h) \end{aligned} \tag{5.16}$$

Lorsqu'une piste de perception et une piste de communication sont associées, l'équation (5.17) fait apparaitre le calcul de la vraisemblance de la piste de perception connaissant la piste de communication, $p(\mathcal{T}_{per,k}^{n_i^{p,h}}|\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}, \Omega_{k-1}^g, \psi^h)$. La piste $\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}$ est obligatoirement générée par un objet existant, la probabilité de l'associer, $p(\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}|\Omega_{k-1}^g, \psi^h)$, sachant l'hypothèse ψ^h vaut alors 1.

$$\begin{aligned} p(\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}, \mathcal{T}_{per,k}^{n_i^{p,h}}|\Omega_{k-1}^g, \psi^h) = \; & p(\mathcal{T}_{per,k}^{n_i^{p,h}}|\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}, \Omega_{k-1}^g, \psi^h) \\ & \times \underbrace{p(\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}|\Omega_{k-1}^g, \psi^h)}_{=1} \end{aligned} \tag{5.17}$$

Cette mesure de vraisemblance dépend de la position relative de l'objet perçu $p(L_{per,k}^{L,n_i^{p,h}}|\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}})$ et de la classification de l'obstacle détecté $p_{per}^c(C_{com}^{n_i^{c,h}})$ lorsque la position de l'usager perçu est $L_{per,k}^{L,n_i^{p,h}}$ et la classe de l'obstacle communicant est $C_{com}^{n_i^{c,h}}$ dans l'équation (5.18). Cette classification provient de la méthode présentée dans la section 3.3.4.

$$p(\mathcal{T}_{per,k}^{n_i^{p,h}}|\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}, \Omega_{k-1}^g, \psi^h) = p(L_{per,k}^{L,n_i^{p,h}}|\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{c,h}}) p_{per}^c(C_{com}^{n_i^{c,h}}) \tag{5.18}$$

Lorsque la piste $\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{np,h}}$ n'est pas perçue, la vraisemblance introduite par l'équation (5.19) se

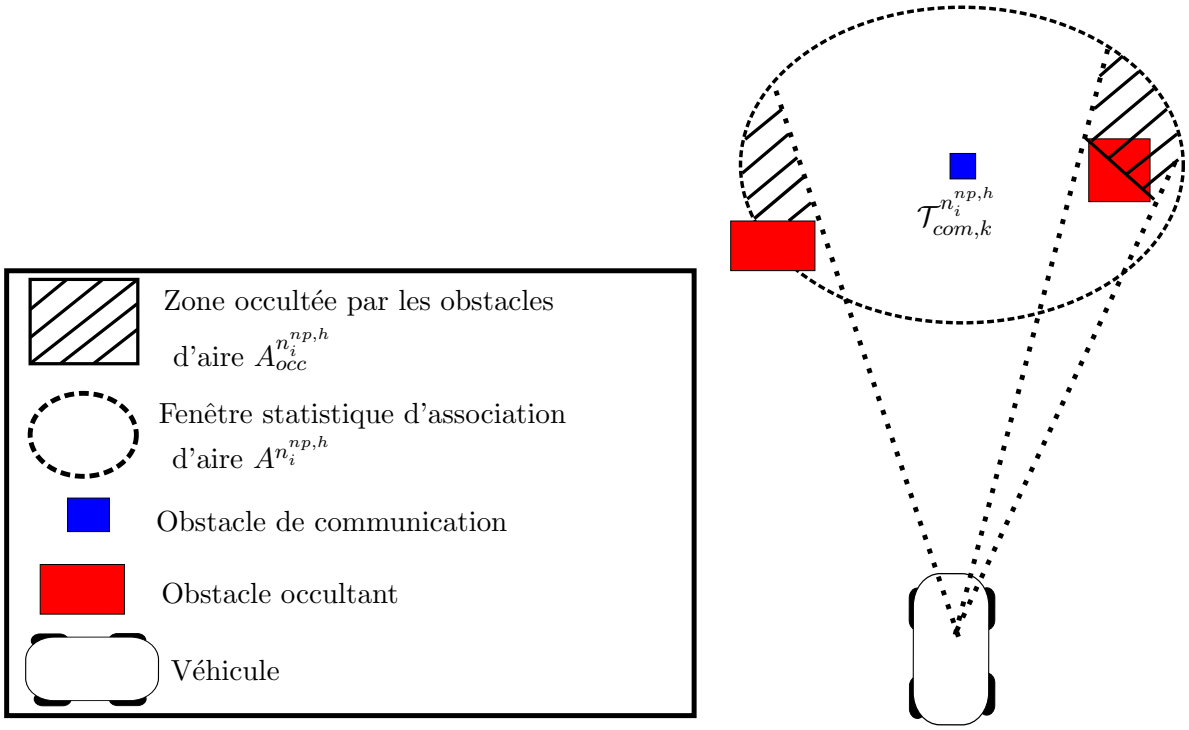


FIGURE 5.9: Aire occultée par les obstacles perçus pour une piste de communication

traduit par le ratio entre l'aire occultée par les autres obstacles $A_{occ}^{n_i^{np,h}}$ et l'aire totale $A^{np_i^{np,h}}$ à l'intérieur de la fenêtre statistique.

$$p(\mathcal{T}_{com,k}^{n_i^{np,h}} | \Omega_{k-1}^{g}, \psi^{h}) = \frac{A_{occ}^{n_i^{np,h}}}{A^{n_i^{np,h}}} \tag{5.19}$$

La Figure 5.9 montre que la forme des zones occultées est complexe. Elle dépend de la configuration des capteurs et il n'est donc pas aisé de calculer la surface occultée $A_{occ}^{n_i^{np,h}}$. Dans cette thèse, nous n'avons pas été capable de décrire de manière générique le calcul des aires $A^{n_i^{np,h}}$ et $A_{occ}^{n_i^{np,h}}$. Nous supposons que le ratio entre ces deux grandeurs est disponible depuis la configuration du système de perception.

La vraisemblance des pistes de communication introduite par l'équation (5.16) est calculée à partir des équations (5.17) et (5.19) en s'appuyant sur l'équation (5.18).

5.3.4.3 Vraisemblance des branches de l'arbre

La description de la vraisemblance d'une branche ψ^h considère cette variable comme une variable conjointe $(\psi^{NT,h}, \psi^{DT,h})$. Comme illustré sur l'exemple de la section 5.3.3, le processus de formation des branches est différent lorsqu'il s'agit du premier message reçu pour un usager communicant (branche $\psi^{NT,h}$) ou si celui-ci avait déjà été détecté (branche $\psi^{DT,h}$).

La mise à jour des hypothèses correspondant aux obstacles existants est effectuée en premier. La création des hypothèses pour les nouveaux objets communicants découle de cette première étape. L'équation (5.20) décrit la combinaison des deux critères menant au calcul de la vraisemblance de la branche ψ^h.

$$\begin{aligned} p(\psi^h|\Omega^g_{k-1}) &= p(\psi^{NT,h}, \psi^{DT,h}|\Omega^g_{k-1}) \\ &= p(\psi^{NT,h}|\Omega^g_{k-1}, \psi^{DT,h})p(\psi^{DT,h}|\Omega^g_{k-1}) \end{aligned} \tag{5.20}$$

Supposons que l'ensemble des pistes perçues, $\mathcal{T}_{per,k}$, est composé de deux sous-ensembles $\mathcal{T}^{DT}_{per,k}$ contenant les pistes déjà présentes à l'instant $k-1$ et mises à jour à l'instant k, et $\mathcal{T}^{NT}_{per,k}$ contenant les nouvelles pistes créées à l'instant k.

$$\mathcal{T}_{per,k} = \{\mathcal{T}^{DT}_{per,k}, \mathcal{T}^{NT}_{per,k}\} \tag{5.21}$$

A l'instant k, les $N_{per,k}$ pistes de perception sont constituées de $N^{DT}_{per,k}$ pistes déjà observées et comprises dans l'hypothèse Ω^g_{k-1}, et de $N^{NT}_{per,k}$ nouvelles pistes non prises en compte par Ω^g_{k-1}.

De même, les obstacles provenant de la communication, $\mathcal{T}_{com,k}$, sont formés de deux composantes $\mathcal{T}^{DT}_{com,k}$ et $\mathcal{T}^{NT}_{com,k}$ représentant respectivement les obstacles communicants ayant déjà émis des messages et ceux pour lesquels aucun message n'avait été reçu par le passé.

$$\mathcal{T}_{com,k} = \{\mathcal{T}^{DT}_{com,k}, \mathcal{T}^{NT}_{com,k}\} \tag{5.22}$$

Nous considérons que les obstacles communicants sont au nombre de $N_{com,k} = N_{com,k}^{DT} + N_{com,k}^{NT}$, où $N_{com,k}^{DT}$ et $N_{com,k}^{NT}$ représentent respectivement les obstacles existants et initialisés à l'instant k.

Les pistes de communication déjà observées sont réparties entre $N_{com,k-1}^{ass,h}$ obstacles associés à une piste de perception et $N_{com,k-1}^{np,h}$ obstacles non perçus dans l'hypothèse Ω_{k-1}^{g}.

$$N_{com,k}^{DT} = N_{com,k-1}^{ass,h} + N_{com,k-1}^{np,h} \tag{5.23}$$

Lors de la mise à jour, uniquement les pistes non perçues peuvent être associées avec des nouvelles pistes de communication. Pour $i \in [\![1, N_{per,k}^{DT}]\!]$, nous notons dans l'équation (5.24) $n_i^{DT,h} \in [\![1, N_{com,k-1}^{ass,h}]\!]$, l'indice d'une piste de perception, $\mathcal{T}_{per,k}^{DT,n_i^{DT,h}}$, déjà existante et déjà associée. La vraisemblance, $p(\psi^{DT,h}|\Omega_{k-1}^{g})$, est alors exprimée par l'équation (5.24).

$$p(\psi^{DT,h}|\Omega_{k-1}^{g}) = \frac{1}{\begin{pmatrix} N_{per,k}^{NT} + N_{com,k-1}^{np,h} \\ N_{com,k-1}^{np,h} \end{pmatrix}} \prod_{i=1}^{N_{com,k-1}^{ass,h}} \left(P_{per}^{d}(\mathcal{T}_{per,k}^{DT,n_i^{DT,h}}) \right) \times \prod_{i=1}^{N_{com,k}^{DT}} \left(P_{com}^{d}(\mathcal{T}_{com,k}^{DT,i}) \right) \tag{5.24}$$

Dans l'équation (5.24), les probabilités de détection pour la perception, $P_{per}^{d}(.)$, et pour la communication, $P_{com}^{d}(.)$, sont calculées à partir de la modélisation introduite dans la section 5.2.1.

Pour la branche ψ^{h}, le nombre $N_{com,k}^{NT}$ de nouvelles pistes de communication est réparti entre $N_{per,k}^{DT,h}$ pistes associées avec des pistes de perception existantes, $N_{per,k}^{NT,h}$ pistes associées avec des nouvelles pistes de perception et $N_{np,k}^{NT,h}$ pistes non perçues.

$$N_{com,k}^{NT} = N_{per,k}^{DT,h} + \underbrace{N_{per,k}^{NT,h} + N_{np,k}^{NT,h}}_{=N_{k}^{NT,h}} \tag{5.25}$$

L'équation (5.26) décrit le calcul de la vraisemblance, $p(\psi^{NT,h}|\Omega_g^k, \psi^{DT,h})$, des nouveaux obstacles communicants. Pour $i \in [\![1, N_{per,k}^{DT}]\!]$, nous notons, dans l'équation (5.26), $n_i^{DT,h} \in [\![1, N_{per,k}^{DT,h}]\!]$, l'indice d'une piste de perception, $\mathcal{T}_{per,k}^{DT,n_i^{DT,h}}$, déjà existante et nouvellement associée. Pour $i \in [\![1, N_{per,k}^{NT}]\!]$, nous notons $n_i^{NT,h} \in [\![1, N_{per,k}^{NT,h}]\!]$, l'indice d'une nouvelle piste de perception, $\mathcal{T}_{per,k}^{NT,n_i^{NT,h}}$, nouvellement associée.

$$p(\psi^{NT,h}|\Omega_g^k, \psi^{DT,h}) = \frac{N_k^{NT,h}!}{N_{com,k}^{NT}!} \prod_{i=1}^{N_{per,k}^{DT,h}} \left(P_{per}^d(\mathcal{T}_{per,k}^{DT,n_i^{DT,h}}) \right) \times \prod_{i=1}^{N_{per,k}^{NT,h}} \left(P_{per}^d(\mathcal{T}_{per,k}^{NT,n_i^{NT,h}}) \right) \times \prod_{i=1}^{N_{com,k}^{NT}} \left(P_{com}^d(\mathcal{T}_{com,k}^{NT,i}) \right) \tag{5.26}$$

La vraisemblance de la branche ψ^h est calculée en combinant les équations (5.24) et (5.26) dans l'équation (5.20).

5.3.4.4 Formule finale de la probabilité *a posteriori*

La distribution *a posteriori* présentée dans l'équation (5.15) est finalement calculée depuis les termes décrits dans les équations (5.16) et (5.20) pour chaque hypothèse Ω_k^j.

Afin de prévenir une explosion combinatoire du nombre d'hypothèses, les hypothèses ayant une probabilité $p(\Omega_k^j|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k})$ inférieure à un certain seuil γ_{fus} sont supprimées et ne sont plus évaluées au temps $k+1$ [78].

5.3.5 Sélection des hypothèses et estimation de l'état des vulnérables

La décision sur les pistes fusionnées s'effectue finalement en sélectionnant l'hypothèse ayant la plus forte probabilité à l'instant k (équation (5.27)).

$$\hat{\Omega}_k = \underset{j=1,\ldots,H_k}{\arg\max}(p(\Omega_k^j|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k})) \tag{5.27}$$

Les pistes fusionnées sont générées à partir de l'hypothèse $\hat{\Omega}_k$. L'état des obstacles routiers situés autour du véhicule est estimé en trois phases : estimation de l'état des obstacles pour lesquels une piste de perception $\mathcal{T}^j_{per,k}$ est associée avec une piste de communication $\mathcal{T}^i_{com,k}$, estimation de l'état des obstacles non perçus, estimation de l'état des obstacles non communicants.

En ce qui concerne les obstacles pour lesquels une association existe, le meilleur parti est pris en estimant l'état dynamique de l'obstacle, *i.e.*, sa position (x, y) et sa vitesse (vx, vy) à partir de l'état estimé par la perception et les paramètres statiques comme la classe à partir des données reçues par la communication. L'état estimé, $\hat{\mathbf{s}}^o_{ass,k}$, d'une piste associée $\mathcal{T}^o_{ass,k} \in \mathcal{T}_{ass,k}$ est exprimé dans l'équation (5.28) à partir des paramètres des pistes $\mathcal{T}^i_{com,k}$ et $\mathcal{T}^j_{per,k}$.

$$\hat{\mathbf{s}}^o_{ass,k} = [\hat{x}^j_{per,k}, \hat{y}^j_{per,k}, \hat{vx}^j_{per,k}, \hat{vy}^j_{per,k}, \hat{C}^i_{com}]^T \tag{5.28}$$

Finalement, les états des obstacles non perçus et non communicants sont respectivement estimés à partir de l'état des pistes $\mathcal{T}^i_{com,k}$ et $\mathcal{T}^j_{per,k}$ à l'origine de leur création tels que définis par l'équation (5.29) pour l'obstacle non perçu $\mathcal{T}^o_{np,k} \in \mathcal{T}_{np,k}$ et l'équation (5.30) pour l'obstacle non communicant $\mathcal{T}^o_{nc,k} \in \mathcal{T}_{nc,k}$.

$$\hat{\mathbf{s}}^o_{np,k} = [\hat{x}^i_{com,k}, \hat{y}^i_{com,k}, \hat{vx}^i_{com,k}, \hat{vy}^i_{com,k}, \hat{C}^i_{com}]^T \tag{5.29}$$

$$\hat{\mathbf{s}}^o_{nc,k} = [\hat{x}^j_{per,k}, \hat{y}^j_{per,k}, \hat{vx}^j_{per,k}, \hat{vy}^j_{per,k}, \hat{C}^j_{per,k}]^T \tag{5.30}$$

5.3.6 Exemple de fusion perception/communication : application numérique

5.3.6.1 Introduction

Dans cette section, nous reprenons l'exemple de la section 5.3.3. Nous introduisons une application numérique pour montrer comment sont calculées les probabilités de chaque hypothèse et comment sont estimées les pistes fusionnées.

Nous supposons que les obstacles sont assez proches pour être parfaitement détectés, *i.e.*, P^d=1 dans l'équation (5.31).

$$\begin{aligned} &\forall k\ \forall \mathcal{T}^i_{per,k} \in \mathcal{T}_{per,k}, \qquad P^d_{per}(\mathcal{T}^i_{per,k}) = 1 \\ &\forall k\ \forall \mathcal{T}^i_{com,k} \in \mathcal{T}_{com,k}, \quad P^d_{com}(\mathcal{T}^i_{com,k}) = 1 \end{aligned} \tag{5.31}$$

Nous supposons également que les deux obstacles communicants sont de classe « piéton » et que chaque obstacle de perception est parfaitement classifié comme un piéton comme indiqué dans l'équation (5.32).

$$\forall k\ \forall \mathcal{T}^i_{per,k} \in \mathcal{T}_{per,k}, \quad p^c_{per}(C = \text{« piéton »}) = 1 \tag{5.32}$$

5.3.6.2 Fusion à l'instant k

À l'instant k, deux nouvelles pistes communicantes $\mathcal{T}^1_{com,k}$ et $\mathcal{T}^2_{com,k}$ apparaissent. L'équation (5.33) décrit les paramètres de l'équation (5.25) dans notre exemple.

$$\begin{aligned} &N^{NT}_{com,k} = 2 \\ \forall h, \quad &N^{DT,h}_{per,k} = 0,\ N^{NT,h}_{k} = 2 \end{aligned} \tag{5.33}$$

L'ensemble des hypothèses doit être initialisé à l'instant k. L'équation (5.20) est dont simplifiée comme suit

$$\forall h, \quad p(\psi^h|\Omega_{k-1}) = p(\psi^{NT,h}|\Omega_{k-1}) \quad . \tag{5.34}$$

En utilisant les paramètres de l'exemple décrits dans les équations (5.33) et (5.31), l'équation (5.26) devient

$$\forall h, \quad p(\psi^{NT,h}|\Omega_{k-1}) = 1 \quad . \tag{5.35}$$

L'équation (5.35) montre que initialement toutes les branches de l'arbre sur la Figure 5.6 sont équiprobables.

D'après la Figure 5.5, nous fixons la vraisemblance de chaque position des pistes perçues sachant les pistes communicantes dans l'équation (5.36) et la pourcentage d'aire occulté pour chaque piste communicante dans l'équation (5.37).

$$\begin{aligned} p(L^{L,1}_{per,k}|\mathcal{T}^1_{com,k})) &= 0.6 \\ p(L^{L,2}_{per,k}|\mathcal{T}^1_{com,k})) &= 0.6 \\ p(L^{L,3}_{per,k}|\mathcal{T}^1_{com,k})) &= 0.4 \\ p(L^{L,3}_{per,k}|\mathcal{T}^2_{com,k})) &= 0.4 \end{aligned} \tag{5.36}$$

$$\frac{A^1_{occ}}{A^1} = 0.5 \text{ et } \frac{A^2_{occ}}{A^2} = 0.3 \tag{5.37}$$

À partir des équations (5.36) et (5.37), la vraisemblance des pistes de perception et de communication (équation (5.16)) sont exprimées dans l'équation (5.38) pour chaque branche $\psi^h \in \psi$.

$$
\begin{aligned}
\psi^1, \quad p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_{k-1}, \psi^1) &= p(L^{L,1}_{per,k}|\mathcal{T}^1_{com,k}) \times p(L^{L,3}_{per,k}|\mathcal{T}^2_{com,k}) \\
&= 0.24 \\
\psi^2, \quad p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_{k-1}, \psi^2) &= p(L^{L,1}_{per,k}|\mathcal{T}^1_{com,k}) \times \tfrac{A^2_{occ}}{A^2} \\
&= 0.18 \\
\psi^3, \quad p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_{k-1}, \psi^3) &= p(L^{L,2}_{per,k}|\mathcal{T}^1_{com,k}) \times p(L^{L,3}_{per,k}|\mathcal{T}^2_{com,k}) \\
&= 0.24 \\
\psi^4, \quad p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_{k-1}, \psi^4) &= p(L^{L,2}_{per,k}|\mathcal{T}^1_{com,k}) \times \tfrac{A^2_{occ}}{A^2} \\
&= 0.18 \\
\psi^5, \quad p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_{k-1}, \psi^5) &= p(L^{L,3}_{per,k}|\mathcal{T}^1_{com,k}) \times \tfrac{A^2_{occ}}{A^2} \\
&= 0.12 \\
\psi^6, \quad p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_{k-1}, \psi^6) &= \tfrac{A^1_{occ}}{A^1} \times p(L^{L,3}_{per,k}|\mathcal{T}^2_{com,k}) \\
&= 0.2 \\
\psi^7, \quad p(\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}|\Omega_{k-1}, \psi^7) &= \tfrac{A^1_{occ}}{A^1} \times \tfrac{A^2_{occ}}{A^2} \\
&= 0.15
\end{aligned}
\tag{5.38}
$$

Finalement, la probabilité de chaque hypothèse est calculée depuis l'équation (5.15) en combinant les équations (5.34) et (5.38).

$$
\begin{aligned}
\Omega^1_k, \quad p(\Omega^1_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) &= 0.18 \\
\Omega^2_k, \quad p(\Omega^2_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) &= 0.14 \\
\Omega^3_k, \quad p(\Omega^3_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) &= 0.18 \\
\Omega^4_k, \quad p(\Omega^4_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) &= 0.14 \\
\Omega^5_k, \quad p(\Omega^5_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) &= 0.09 \\
\Omega^6_k, \quad p(\Omega^6_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) &= 0.15 \\
\Omega^7_k, \quad p(\Omega^7_k|\mathcal{T}_{com,k}, \mathcal{T}_{per,k}) &= 0.11
\end{aligned}
\tag{5.39}
$$

L'équation (5.39) montre que les hypothèses Ω^1_k et Ω^3_k sont initialement les meilleures. Il est délicat de prendre un bonne décision à ce moment car les probabilités de chaque hypothèse sont faibles et aucune d'entre elles n'apparaît supérieure aux autres.

5.3.6.3 Fusion à l'instant k+1

À l'instant $k+1$, la piste de communication $\mathcal{T}^1_{com,k+1}$ fournit de nouvelles données qui permettent de mettre à jour les hypothèses définies à l'instant k. Quatre pistes, réparties en trois pistes déjà détectées à l'instant k et une nouvelle piste, fournissent des données de perception. Le nombre d'obstacles utilisés à l'instant $k+1$ est décrit dans l'équation (5.40).

$$\begin{aligned} N_{com,k+1} = 1, \quad N^{DT}_{com,k+1} = 1, \quad N^{NT}_{com,k+1} = 0 \\ N_{per,k+1} = 4, \quad N^{DT}_{per,k+1} = 3, \quad N^{NT}_{per,k+1} = 1 \end{aligned} \tag{5.40}$$

Comme le véhicule a déjà reçu des informations de la piste de communication $\mathcal{T}^1_{com,k+1}$ à l'instant k, aucune nouvelle piste de communication n'apparaît à l'instant $k+1$, et l'équation (5.26) devient

$$\forall h \ \forall g, \quad p(\psi^{NT,h}|\Omega^g_k, \psi^{DT,h}) = 1 \quad . \tag{5.41}$$

Pour les branches ψ^1 à ψ^5 de l'arbre, la piste de communication est associée avec une piste de perception, alors qu'elle est supposée non perçue pour les branches ψ^6 à ψ^9. L'équation (5.42) montre le calcul de la vraisemblance dans ces deux cas en appliquant les paramètres des équations (5.40) et (5.31) à l'équation (5.24).

$$\begin{aligned} h \in [\![1,5]\!], \quad N^{np,h}_{com,k+1} = 0, \quad p(\psi^{DT,h}|\Omega^g_k) = \frac{1}{\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}} \\ h \in [\![6,9]\!], \quad N^{np,h}_{com,k+1} = 1, \quad p(\psi^{DT,h}|\Omega^g_k) = \frac{1}{\begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}} \end{aligned} \tag{5.42}$$

La vraisemblance de chaque branche est donc définie en combinant les équations (5.41) et (5.42) dans l'équation (5.43).

$$\begin{aligned} h \in [\![1,5]\!], \quad & p(\psi^h|\Omega_k^g) = 1 \\ h \in [\![6,9]\!], \quad & p(\psi^h|\Omega_k^g) = 0.5 \end{aligned} \tag{5.43}$$

L'équation (5.43) est bien illustrée par la mise à jour de l'arbre sur la Figure 5.8 où les hypothèses Ω_k^1 à Ω_k^5 engendrent chacune une unique branche et les hypothèses Ω_k^6 et Ω_k^7 sont séparées en deux nouvelles branches.

D'après la Figure 5.7, nous fixons la vraisemblance de chaque position des pistes perçues sachant les pistes communicantes dans l'équation (5.44) et la pourcentage d'aire occulté pour la piste communicante dans l'équation (5.45).

$$\begin{aligned} p(L_{per,k+1}^{L,1}|\mathcal{T}_{com,k+1}^1)) = 0.5 \\ p(L_{per,k+1}^{L,2}|\mathcal{T}_{com,k+1}^1)) = 0.8 \\ p(L_{per,k+1}^{L,3}|\mathcal{T}_{com,k+1}^1)) = 0.3 \\ p(L_{per,k+1}^{L,5}|\mathcal{T}_{com,k+1}^1)) = 0.6 \end{aligned} \tag{5.44}$$

$$\frac{A_{occ}^1}{A^1} = 0.5 \tag{5.45}$$

À partir des équations (5.44) et (5.45), la vraisemblance des pistes de perception et de communication (équation (5.16)) sont exprimées dans l'équation (5.46) pour chaque branche $\psi^h \in \psi$.

$$\begin{aligned} \psi^1, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^1, \psi^1) &= 0.5 \\ \psi^2, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^2, \psi^2) &= 0.5 \\ \psi^3, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^3, \psi^3) &= 0.8 \\ \psi^4, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^4, \psi^4) &= 0.8 \\ \psi^5, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^5, \psi^5) &= 0.3 \\ \psi^6, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^6, \psi^6) &= 0.6 \\ \psi^7, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^6, \psi^7) &= 0.5 \\ \psi^8, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^7, \psi^8) &= 0.6 \\ \psi^9, \quad & p(\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}|\Omega_k^7, \psi^9) &= 0.5 \end{aligned} \tag{5.46}$$

Finalement, la probabilité de chaque hypothèse est calculée depuis l'équation (5.15) en combinant les équations (5.39), (5.43) et (5.46).

$$\begin{array}{lll}
\Omega^1_{k+1}, & p(\Omega^1_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.15 \\
\Omega^2_{k+1}, & p(\Omega^2_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.12 \\
\Omega^3_{k+1}, & p(\Omega^3_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.25 \\
\Omega^4_{k+1}, & p(\Omega^4_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.19 \\
\Omega^5_{k+1}, & p(\Omega^5_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.05 \\
\Omega^6_{k+1}, & p(\Omega^6_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.08 \\
\Omega^7_{k+1}, & p(\Omega^7_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.06 \\
\Omega^8_{k+1}, & p(\Omega^8_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.06 \\
\Omega^9_{k+1}, & p(\Omega^9_{k+1}|\mathcal{T}_{com,k+1}, \mathcal{T}_{per,k+1}) & = & 0.05
\end{array} \tag{5.47}$$

L'hypothèse Ω^3_{k+1} a une probabilité de 0.25 qui est la probabilité la plus élevée. Les hypothèses Ω^5_{k+1} et Ω^9_{k+1} ont un probabilité de 0.05 et sont donc très peu probables. Elle peuvent être supprimées à l'itération suivante pour se concentrer sur les hypothèses les plus fortes.

5.3.6.4 Estimation des pistes fusionnées à l'instant k+1

L'hypothèse Ω^3_{k+1} est la meilleure et sert à estimer les pistes fusionnées.

$$\hat{\Omega}_{k+1} = \Omega^3_{k+1} \tag{5.48}$$

Sous l'hypothèse Ω^3_{k+1},

- la piste de perception $\mathcal{T}^2_{per,k+1}$ est associée avec la piste de communication $\mathcal{T}^1_{com,k+1}$ pour créer la piste $\mathcal{T}^1_{ass,k+1}$,
- la piste de perception $\mathcal{T}^3_{per,k}$ est associée avec la piste de communication $\mathcal{T}^2_{com,k}$ pour créer la piste $\mathcal{T}^2_{ass,k+1}$,

- les pistes de perception $\mathcal{T}^1_{per,k+1}$ et $\mathcal{T}^5_{per,k+1}$ ne sont pas communicantes.

L'ensemble des pistes fusionnées est fourni par l'équation (5.49).

$$\mathcal{T}_{fus,k+1} = \{\mathcal{T}^1_{ass,k+1}, \mathcal{T}^2_{ass,k+1}, \mathcal{T}^1_{per,k+1}, , \mathcal{T}^5_{per,k+1}\} \tag{5.49}$$

Finalement, les paramètres des pistes fusionnées sont présentés dans l'équation (5.50) tel que décrit par l'équation (5.28).

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{s}}^1_{ass,k+1} &= [\hat{x}^2_{per,k+1}, \hat{y}^2_{per,k+1}, \hat{vx}^2_{per,k+1}, \hat{vy}^2_{per,k+1}, C^1_{com}]^T \\ \hat{\mathbf{s}}^2_{ass,k+1} &= [\hat{x}^3_{per,k+1}, \hat{y}^3_{per,k+1}, \hat{vx}^3_{per,k+1}, \hat{vy}^3_{per,k+1}, C^2_{com}]^T \end{aligned} \tag{5.50}$$

Notons que même si $\mathcal{T}^2_{com,k}$ et $\mathcal{T}^3_{per,k}$ sont associées à l'instant k et $\mathcal{T}^2_{com,k}$ ne communique pas à $k+1$, les paramètres dynamiques de la piste $\mathcal{T}^3_{per,k+1}$ sont utilisés pour mettre à jour $\mathcal{T}^2_{ass,k+1}$ dans l'équation (5.50).

5.3.7 Discussion

À notre connaissance une méthode de fusion haut-niveau mettant en correspondance les informations de perception et de communication est inexistante dans la littérature. Le développement de telles approches s'avère pourtant nécessaire pour les futurs systèmes coopératifs.

Au cours de cette section, nous avons proposé une solution basée sur le principe du filtre MHT pour effectuer l'association perception/communication. Cette approche présente une formulation probabiliste basée sur les modèles des systèmes de perception et de communication. Elle possède l'avantage de fournir une formule qui peut être très simplement implémentée et très rapidement évaluée pour le calcul de la probabilité de chaque association. Cependant, cette approche demande la gestion d'un nombre d'hypothèses qui augmente au cours du temps et certaines fonctions comme la dimension de l'aire occultée peuvent être difficiles à évaluer avec des obstacles complexes.

La solution proposée n'a pour le moment pas pu être évaluée. Dans cette section, nous nous sommes concentrés à démontrer l'intérêt d'une telle approche depuis un exemple. Une évaluation complète sera mise en place dans un environnement simulé. Des scénarios réels tels que ceux qui seront présentés dans la section 6.4 permettront de valider si notre méthode est effectivement capable de détecter les cas pour lesquels un piéton est observé par le véhicule et les cas pour lesquels il est masqué par un obstacle occultant. Des scénarios simulés proposeront un nombre plus élevé de piétons pour lesquels l'association perception/communication peut être complexe.

5.4 Présentation d'une application d'avertissement pour les vulnérables

5.4.1 Introduction

Les équipements de type smartphones transportés par les piétons n'ont pas uniquement la capacité d'activer la communication V2P introduite dans le chapitre 4, ils offrent également un nouveau moyen d'interaction avec les usagers vulnérables.

Au cours de cette section, nous introduisons une application pour smartphone, appelée V2ProVU (V2P for Protection of Vulnerables), qui s'appuie sur les capacités de communication V2P, l'évaluation du risque de collision et propose une interface homme-machine (IHM) pour alerter les usagers vulnérables du danger.

5.4.2 Application V2ProVu pour la protection des vulnérables

L'application V2ProVu a été développée afin de protéger les usagers de la route des accidents de la circulation et est décrite sur la Figure 5.10. Elle se décompose entre les fonctions suivantes :

(1) *Service V2ProVu* - Ce service correspond à l'intelligence embarquée sur le téléphone du piéton. Il a la charge d'évaluer la position de l'usager vulnérable à partir de données GPS et

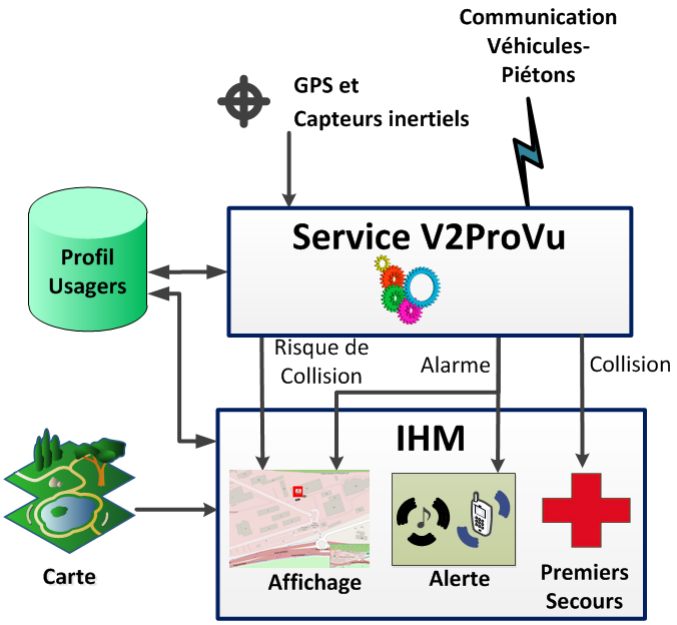


FIGURE 5.10: Description de l'application V2ProVu

de traiter les données reçues et émises par la communication V2P pour évaluer les risques de collision.

(2) *IHM* - L'IHM présente plusieurs fonctionnalités pour interagir avec l'usager vulnérable et l'alerter du danger. En effet, cette interface utilise la cartographie pour afficher la position des véhicules entourant le piéton ainsi que le niveau de danger. Lorsqu'une collision est détectée plusieurs solutions d'alerte sont envisagées et une fiche d'aide est disponible pour effectuer les premiers secours.

5.4.2.1 Service V2ProVu

Le service V2ProVu est une fonctionnalité qui tourne en tâche de fond sur le téléphone de l'usager et ne demande aucune action particulière. Il implémente l'architecture de communication V2P décrite au cours de la section 4.2.

Il s'appuie sur le média de communication Wi-Fi pour écouter les CAMs et les Geo-CAMs

envoyés par les véhicules. Lorsqu'un tel message est reçu, il s'appuie sur sa propre position GPS pour évaluer si :

- l'usager se trouve sur la trajectoire du véhicule dans le cas d'un CAM,
- l'usager se trouve dans la Geo-Area dans le cas d'un Geo-CAM.

En ce qui concerne les CAMs, le risque de collision est calculé en évaluant le temps avant collision (TTC) tel que décrit dans la section 4.3.2.

En ce qui concerne les Geo-CAMs, il est évalué si l'usager se trouve dans la Geo-Area dont la construction est détaillée dans la section 4.3.3. Nous expliquons dans la section 5.4.3 comment est prise en compte l'incertitude sur le positionnement de l'usager lors de cette évaluation.

Lorsque le service V2ProVu accepte un message depuis un véhicule, il acquitte la réception en envoyant un message P2V dont le contenu est décrit dans la section 4.2.4 au véhicule émetteur. Il stocke également les informations de ce véhicule dans une base de données pour les afficher à l'utilisateur via l'IHM.

5.4.2.2 IHM

Avec l'installation de l'application V2ProVu, l'usager peut remplir une fiche descriptive et indiquer certaines données le concernant (âge, mode de déplacement, taille,...). Ces caractéristiques définissent les paramètres fixes des messages P2V (section 4.2.4) envoyés depuis le service V2ProVu et préparent une fiche de premier secours pour aider l'usager en cas d'accident.

L'IHM s'appuie sur le service OpenStreeMap [2] pour charger une carte de l'environnement dans lequel se situe l'usager et pour afficher sa position GPS et celle des véhicules communicants. Dans la section 5.4.4, nous décrivons comment l'IHM fournit différents niveaux d'alerte à l'utilisateur en fonction du risque de collision. Des moyens d'alerte sonore ou par vibration du téléphone peuvent aussi être envisagés avec l'application V2ProVu.

2. http ://openstreetmap.fr/ - OpenStreetMap est une carte du monde entier librement modifiable.

5.4.3 Prise en compte de l'incertitude dans la définition des zones de dissémination

Lorsqu'un usager vulnérable reçoit un Geo-CAM, il doit évaluer s'il se situe dans la Geo-Area de ce message. Cependant, l'usager vulnérable ne connait sa localisation L^G que de manière très incertaine depuis les données GPS.

Le calcul de la probabilité d'être à l'intérieur de la zone de destination est possible par l'intégration de la distribution de probabilité de localisation de l'usager $p(x, y|L^G)$ introduite dans la section 5.2.3 sur l'aire destination comme décrit par l'équation (5.51).

$$P_{acc} = \int\int_{Geo-Area} p(x, y|L^G)dxdy \tag{5.51}$$

Rappelons que la Geo-Area est définie depuis la section 4.3.3 par les cinq points E_0, E_1, E_{h_d}, E_2 et E_3. Elle est répartie en deux aires $\mathcal{A}_1$ et $\mathcal{A}_2$. Le calcul la probabilité d'accepter le message s'effectue donc sur chacune de ces aires.

$$P_{acc} = \int\int_{\mathcal{A}_1} p(x, y|L^G)dxdy + \int\int_{\mathcal{A}_2} p(x, y|L^G)dxdy \tag{5.52}$$

La probabilité P_{acc} est comparée à un seuil γ_{acc} pour établir si l'usager vulnérable est effectivement dans la zone de destination du message.

$$P_{acc} \underset{\text{rejeté}}{\overset{\text{accepté}}{\gtrless}} \gamma_{acc} \tag{5.53}$$

5.4.4 Alerte conjointe des usagers de la route

L'application proposée au cours de cette thèse permet d'alerter conjointement les usagers du danger. Dans la section 4.3.2, l'horizon temporel, t_h, limitant la taille de la zone de destination

des CAMs et Geo-CAMs a été introduite. Depuis les exigences d'un système d'alerte présentées dans la section 2.1.3.1, t_h est défini dans l'équation (5.54).

$$t_h = t_p + t_r + t_l + \frac{k_{t_h}}{f_{tx}} \tag{5.54}$$

L'équation (5.54) est régie par les paramètres :

- t_p, le temps de perception du danger,
- t_r, le temps de réaction de l'usager,
- t_l, le retard introduit par le système de transmission,
- f_{tx}, la fréquence de transmission des CAMs et Geo-CAMs,
- k_{t_h}, le nombre de messages à transmettre pour assurer que l'usager vulnérable est alerté avec une probabilité, P_A, suffisamment élevée.

La valeur de l'horizon temporel peut être déduit depuis les expérimentations menées dans la section 6.3.4.

La Figure 5.11 illustre l'alerte lorsqu'un piéton est en ligne de vue directe depuis le véhicule (scénario 1) et lorsqu'il est masqué par un obstacle (scénario 2).

Dans le scénario 1, le véhicule reçoit une alerte directement depuis la perception comme le montre la boite rouge dans l'image en haut à gauche. Dans le scénario 2, l'obstacle occultant est détecté par le véhicule, ce qui est illustré par le boîte jaune dans l'image en bas à gauche et le véhicule peut être alerté de la présence d'un piéton par la réception des données de communication.

Au niveau du piéton, les deux scénarios sont similaires car il ne connait pas les situations d'occultation. Les deux images de droite illustrent l'affichage sur l'IHM en fonction du niveau de danger :

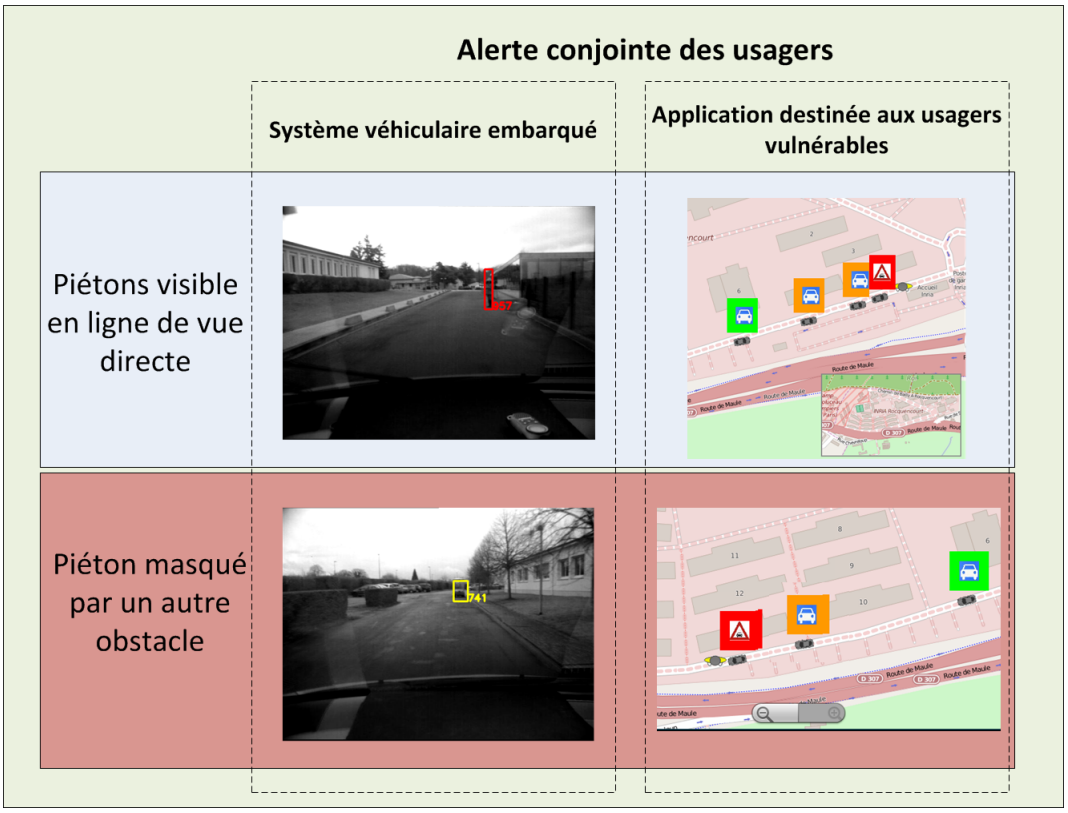


FIGURE 5.11: Illustration de l'alerte conjointe des véhicules et des usagers vulnérables

- vert, lorsqu'il n'y a aucun risque et que le piéton est en dehors de la GDA introduite à la section 4.3.2,
- orange, pour avertir d'un danger potentiel lorsque le piéton est dans la GDA mais le TTC est supérieur à l'horizon temporel t_h,
- rouge, lorsque le risque de collision (section 4.3.2) et avéré et que le piéton doit se mettre en sécurité.

5.5 Conclusion

Au cours de ce chapitre, un système coopératif s'appuyant sur la communication et la perception est introduit pour assurer la protection des usagers vulnérables.

Dès que les usagers ont la volonté de coopérer, nous remarquons qu'ils ont besoin d'échanger leurs positions respectives dans un repère commun. Le positionnement par données GPS fournit un tel repère mais est sujet à de nombreuses erreurs.

Pour effectuer la fusion entre la communication et la perception, nous avons modélisé chacun de ces systèmes en termes de détection, de classification et de localisation pour des usagers vulnérables. Nous avons remarqué que la perception a la capacité de détecter et de localiser les usagers vulnérables lorsque ceux-ci se situent dans le champ de vision des capteurs embarqués. Au contraire, la communication ne permet pas de localiser précisément ces usagers mais fonctionne dans une plus large gamme de situations. Les performances de ces deux systèmes ont été évaluées dans la section 6.4 et montrent l'intérêt d'un système coopératif.

Une fusion entre les informations de communication et de perception est nécessaire pour aider le véhicule à mieux comprendre la situation. Nous avons montré l'intérêt d'une association multi-hypothèse et nous avons exprimé les équations permettant de calculer la probabilité de chaque hypothèse. Ce système possède l'atout de garder en mémoire un certain nombre d'hypothèses qui sont mises à jour au cours du temps et l'état des usagers vulnérables est estimé à partir de la meilleure hypothèse.

Finalement, nous avons développé une application pour la protection des usagers vulnérables qui peut être directement installée sur les smartphones actuels et nous démontrons comment cette application prend en compte les incertitudes sur le positionnement des usagers vulnérables afin d'accepter les messages à portée géographique. Avec les téléphones actuels, des moyens d'alerte visuels et sonores sont envisagés en cas de danger.

6

Évaluation des solutions proposées

5.1 État de l'art des systèmes coopératifs pour les ITS 124

5.1.1 Introduction 124

5.1.2 Approche de localisation par positionnement global 126

5.1.3 Fusion d'information coopérative pour la protection des vulnérables . . 128

5.1.4 Applications pour smartphone à destination de la sécurité usagers vulnérables 129

5.1.5 Conclusion 131

5.2 Modélisation des systèmes de perception et de communication . . . 132

5.2.1 Probabilité de détection 132

5.2.2 Classification 134
5.2.3 Positionnement 134
5.2.4 Métrique destinée à l'évaluation des solutions proposées 135
5.2.5 Conclusion 138
5.3 Méthode d'association d'information de perception et de communication 138
5.3.1 Introduction 138
5.3.2 Formulation du problème 141
5.3.3 Exemple d'association entre perception et communication 142
5.3.4 Calcul de la probabilité d'hypothèse pour la fusion perception/communication 147
5.3.5 Sélection des hypothèses et estimation de l'état des vulnérables 152
5.3.6 Exemple de fusion perception/communication : application numérique . 153
5.3.7 Discussion 160
5.4 Présentation d'une application d'avertissement pour les vulnérables 161
5.4.1 Introduction 161
5.4.2 Application V2ProVu pour la protection des vulnérables 161
5.4.3 Prise en compte de l'incertitude dans la définition des zones de dissémination 164
5.4.4 Alerte conjointe des usagers de la route 164
5.5 Conclusion 167

6.1 Mise en œuvre des expérimentations

6.1.1 Introduction

Le système proposé au cours de cette thèse est évalué selon plusieurs aspects relatifs aux fonctions que nous avons développées :

- la classification d'obstacles routiers à partir de données laser,
- la communication véhicules-piétons pour la protection des vulnérables,
- le coopération entre les systèmes de perception et de communication.

Afin de réaliser ces différentes expériences, nous avons utilisé deux outils à notre disposition :

- la base de données Kitti [1] fournie publiquement par l'institut technologique de Karlsruhe qui permet d'évaluer les méthodes de perception,
- les plateformes expérimentales disponibles à INRIA-Rocquencourt qui offrent un nombre important de capteurs et d'outils de communication véhiculaire pour évaluer nos solutions dans des conditions réelles.

6.1.2 Base de données Kitti pour la conduite automatisée

La base de données Kitti [155] fournit de nombreuses données enregistrées autour de la ville de Karlsruhe pour évaluer les algorithmes de perception développés par les chercheurs intéressés par la conduite autonome tels que les méthodes de stéréovision, d'estimation de flux, d'estimation de l'odométrie du véhicule, de détection d'objets et de suivi d'obstacles.

La données brutes sont séparées en quatre types d'environnements : campus, ville, résidentiel et route. Les environnements de type campus et ville correspondent le mieux à nos cas d'usages définis pour la sécurité des usagers vulnérables et présentent également le plus de données contenant des piétons, des cyclistes et des véhicules.

La Figure 6.1 présente le véhicule utilisé par Kitti pour construire la base de données à partir des capteurs suivants :

- 1 centrale inertielle (GPS/IMU) OXTS RT 3003 fournit la localisation et le déplacement du véhicule,

1. http ://www.cvlibs.net/datasets/kitti/

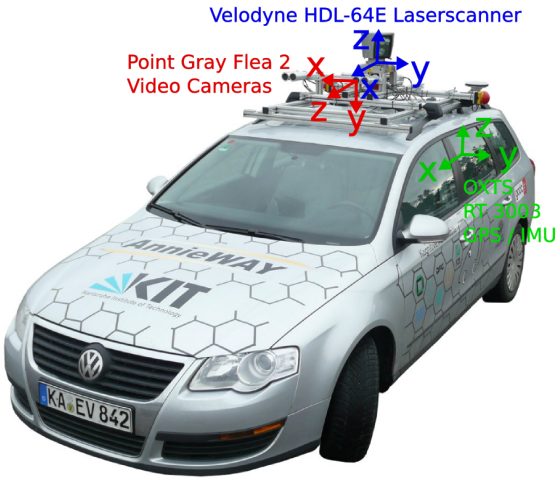


FIGURE 6.1: Illustration du véhicule employé pour l'acquisition des données de la base Kitti

- 1 scanner laser de marque Velodyne HDL-64E construit un nuage de points 3D de l'environnement entourant le véhicule,
- 2 caméras en niveaux de gris et 2 caméras couleurs de type Point Gray Flea 2 fournissent des images de l'environnement exploitées pour détecter les obstacles et pour la stéréo vision.

Dans cette thèse, la base Kitti sert à valider les méthodes de classification d'obstacles à partir de données laser (section 3.3). Les données 3D obtenues par le scanner laser sont les principales sources de l'évaluation. Contrairement à certaines données caméras, les données laser ne sont pas annotées. Il a donc été nécessaire d'affecter des labels à ces données laser pour mettre en place les techniques d'apprentissage supervisé et évaluer leurs performances.

En conséquence, nous avons implémenté la méthode de segmentation de données Velodyne proposée par Douillard *et al.* [51] afin d'obtenir la liste des objets présents autour du véhicule pour chaque séquence laser. Ensuite, nous avons affecté manuellement des classes d'obstacles aux objets de la scène pour sept séquences choisies dans les environnements campus et ville.

6.1.3 Présentation des plateformes expérimentales INRIA

L'équipe RITS, sur le campus d'INRIA à Rocquencourt, dispose d'une flotte de plateformes expérimentales permettant d'évaluer les solutions proposées par les chercheurs tant pour la perception, la communication véhiculaire, la planification et le contrôle.

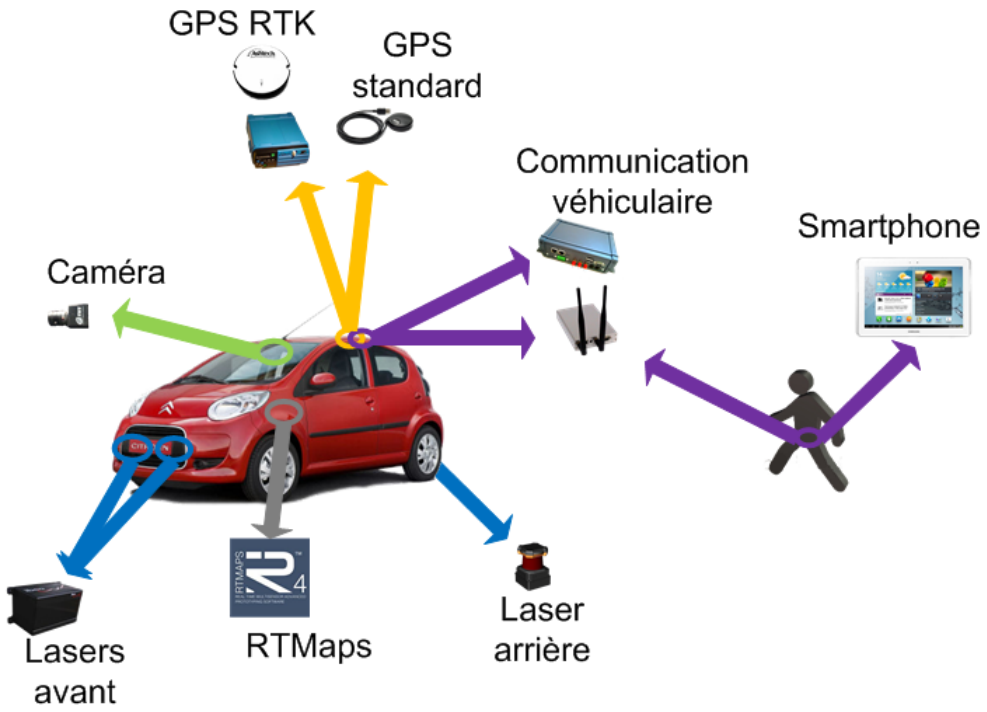


FIGURE 6.2: Illustration de la plateforme INRIA et de l'équippement porté par le piéton

Particulièrement, l'équipe dispose d'une voiture de type Citroën C1 munie des capteurs nécessaires pour la rendre automatisée. Ce véhicule est équipé avec les moyens suivants :

- 2 lasers multi-couches de type Ibeo LUX situés à l'avant du véhicule fournissent des nuages de points de l'environnement,
- 1 laser simple couche de marque Hokuyo situé à l'arrière du véhicule fournit un nuage de point de l'environnement,
- 1 caméra de marque NIT située devant le véhicule donne une image en niveaux de gris de

la scène,

- 1 GPS RTK fournit la localisation de précision centimétrique du véhicule,
- 1 GPS « standard » Garmin donne une localisation de précision grossière du véhicule,
- 1 boîtier de communications de type commsignia Laguna permet la communication 802.11p et 1 boitier de marque Yawarra Alix-3 permet la communication 802.11b/g/n,
- Le logiciel RTMaps [2] permet le traitement en temps réel des données multi-sources acquises par le véhicule.

Le piéton illustré sur la Figure 6.2 est muni avec les moyens suivants :

- 1 boitier de marque Yawarra Alix-3 permet la communication 802.11b/g/n en mode ad-hoc afin d'évaluer ce type de média pour la communication V2P,
- 1 tablette Samsung Galaxy Tab2 10.1 sur laquelle est installée l'application V2ProVu.

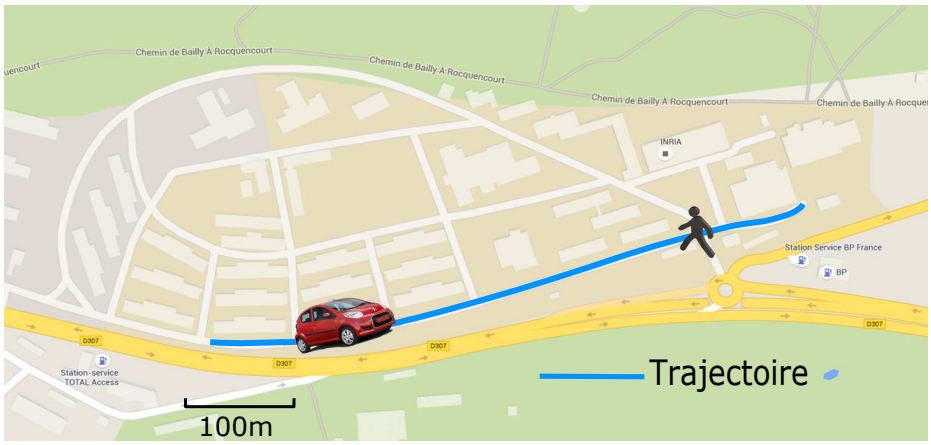


FIGURE 6.3: Site sélectionné pour les tests à INRIA

La Figure 6.2 illustre la configuration de la plateforme utilisée à INRIA et les équipements transportés par le piéton durant nos tests. Celui-ci est muni d'une tablette Samsung équivalente

2. http ://www.intempora.com/

à un smartphone et d'un boitier de communication Yawarra Alix-3 qui peut être alimenté par une batterie.

Finalement, les tests menés à INRIA se sont déroulés sur une partie du campus jugée propice pour évaluer les performances de nos solutions pour les scénarios d'accidents sélectionnés dans la section 2.1.2. La zone de test est identifiée par la ligne bleue sur la Figure 6.3.

6.2 Classification d'obstacles routiers à partir de données laser

6.2.1 Introduction

L'évaluation de la méthode de classification multi-classes présentée dans la section 3.3 est effectuée à partir des données laser disponibles dans la base Kitti [155].

Pour cette évaluation, nous avons considéré quatre classes d'obstacles routiers d'intérêt à reconnaître pour assurer la sécurité des vulnérables : piéton, cycliste, véhicule et obstacle statique. Le Tableau 6.1 décrit le nombre d'objets extraits depuis toutes les observations et le nombre de pistes utilisées au cours de l'évaluation pour chacune des classes précédemment définies.

Tableau 6.1: Description du jeu de données pour la classification par laser

	Nombre d'objets	**Nombre de pistes**
Piéton	2550	29
Véhicule	2557	36
Cycliste	723	10
Obstacle statique (Arbre et poteau)	2089	38

Le scanner laser Velodyne HDL-64e fournit des données dans un champ de vision de 360° sur 64 couches. Il produit 125000 impacts laser toutes les 100 ms. Comme notre approche est destinée à être appliquée pour des lasers 2D, nous simulons un laser simple couche situé 60 cm au dessus du sol à partir du nuage de points 3D du Velodyne. La Figure 6.4 illustre la vue de dessus d'un

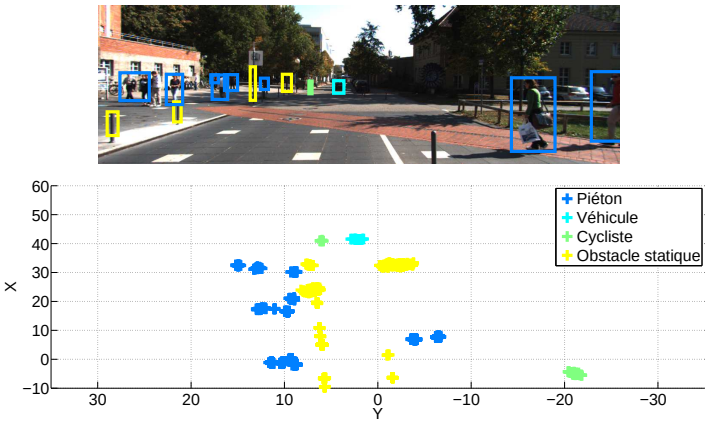


FIGURE 6.4: Exemple de scan laser 2D annoté. Les impacts laser ainsi que les boites engloabantes des objets sont projetés dans l'image correspondante à la scène.

scan laser annoté avec les quatre classes définies précédemment ainsi que la projection des objets détectés par le laser dans l'image de la scène correspondante.

La classification des obstacles est évaluée à partir de trois systèmes de classification.

- *Arras* : classification des piétons à partir de données laser 2D introduite par Arras *et al.* [70].
- *RoadFeat+Adaboost* : classifieur entrainé pas adaboost sur l'ensemble de primitives décrivant les obstacles routiers et introduit dans la section 3.3.2.
- *RoadFeat+SVM* : classifieur entrainé par SVM sur l'ensemble de primitives *RoadFeat*.

Chacune des sept séquences est alternativement sélectionnée comme *ensemble de validation*. Les autres séquences sont utilisées pour entrainer le classifieur. De cette manière, les données utilisées lors de l'évaluation sont indépendantes des données servant à la phase d'apprentissage.

Au cours des sections suivantes, nous étudions tout d'abord quelles sont les primitives les plus intéressantes avec l'apprentissage par adaboost pour les ensembles *Arras* et *RoadFeat*. Ensuite, les performances des classifieurs sont comparées pour chaque classe, et, les résultats de classification d'obstacles routiers sont établis pour la solution proposée dans la thèse.

6.2.2 Sélection des meilleures primitives

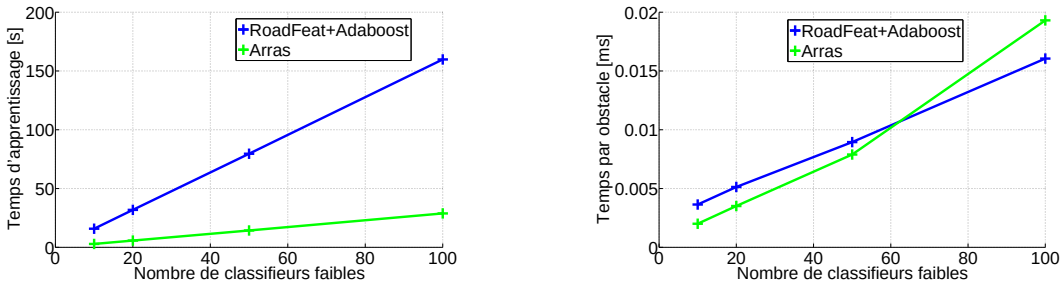
Dans cette section, chaque classifieur est entrainé sur les données labellisées. Le Tableau 6.2 présente les cinq meilleurs classifieurs faibles sélectionnés par la méthode adaboost durant l'apprentissage avec les ensembles de primitives *Arras* et *RoadFeat*. Ces cinq classifieurs faibles représentent donc les cinq meilleures primitives sélectionnées pour chacune des classes.

TABLEAU 6.2: Meilleures primitives sélectionnées depuis la classification par adaboost

Classe \ Primitive sélectionnée		1er	2ème	3ème	4ème	5ème
Piéton	*Arras*	f_8	f_{12}	f_8	f_{15}	f_{11}
	RoadFeat	f_{32}	f_{83}	f_{39}	f_{16}	f_{31}
Véhicule	*Arras*	f_{15}	f_7	f_5	f_7	f_9
	RoadFeat	f_{15}	f_{85}	f_7	f_{32}	f_{40}
Cycliste	*Arras*	f_8	f_6	f_1	f_9	f_{11}
	RoadFeat	f_8	f_{83}	f_6	f_{39}	f_1
Obstacle Statique	*Arras*	f_{15}	f_1	f_{13}	f_5	f_5
	RoadFeat	f_{32}	f_{15}	f_{13}	f_1	f_5

Tel que mentionné dans [70], f_8 qui est la rayon du cercle adapté aux impacts laser d'un piéton est la meilleure fonction pour classifier les piétons avec l'ensemble *Arras*, mais aussi pour classifier les cyclistes avec les deux méthodes. Cependant, avec l'ensemble que nous proposons, f_{32}, qui correspond au maximum entre les deux sous-cluster de la déviation moyenne par rapport à la médiane, est la primitive la plus importante. En ce qui concerne les véhicules, leur vitesse mesurée est le meilleur descripteur pour chacune des techniques. De plus, pour les véhicules, les piétons et les cyclistes, la deuxième meilleure primitive provient de celles calculées depuis l'intensité des impacts laser (f_{83} et f_{85}). Cela montre l'intérêt d'une telle information pour la classification d'obstacles.

La solution présentée dans cette section est implémentée avec Matlab et n'est pas encore conçue pour un système intégré. Cependant, nous pouvons déjà donner un aperçu des temps de calcul. La Figure 6.5 montre le temps requis pour l'apprentissage des classifieurs et pour effectuer la classification de l'obstacle par rapport au nombre de classifieurs. Le nombre de primitives étant



(A) Apprentissage (B) Classification d'obstacles

FIGURE 6.5: Temps de traitement

augmenté avec l'ensemble *RoadFeat*, le temps nécessaire à l'entrainement du classifieur est plus important et nécessite plus de 150 s pour 100 classifieurs faibles. Cependant, nous observons sur la Figure 6.5b que le temps de classification est uniquement dépendant du nombre de classifieurs et est inférieur à 0.02 ms pour 100 classifieurs faibles.

L'accroissement du nombre de primitives à calculer ainsi que l'utilisation de fonctions plus complexes tels que les k-means et l'ajustement de segments augmente le temps de calcul des primitives de 0.15 ms avec la méthode *Arras* à 1.14 ms avec l'approche *RoadFeat* pour chaque objet.

En conclusion, les primitives spécifiques à l'environnement urbain sont sélectionnées en priorité au prix d'une augmentation des temps de calcul. Dans le système final, il sera important de n'évaluer que les descripteurs ayant un impact suffisant sur la classification.

6.2.3 Évaluation de la classification des objets détectés

Au cours de cette section, les performances des trois méthodes de classification introduites à la section 6.2.1 sont évaluées et présentées sur la Figure 6.6.

La classification par SVM est la méthode avec les moins bonnes performances pour chacune des classes et est jugée peu performante pour classifier les obstacles routiers.

La Figure 6.6 montre les performances de classification pour chaque classe. Sur cette figure,

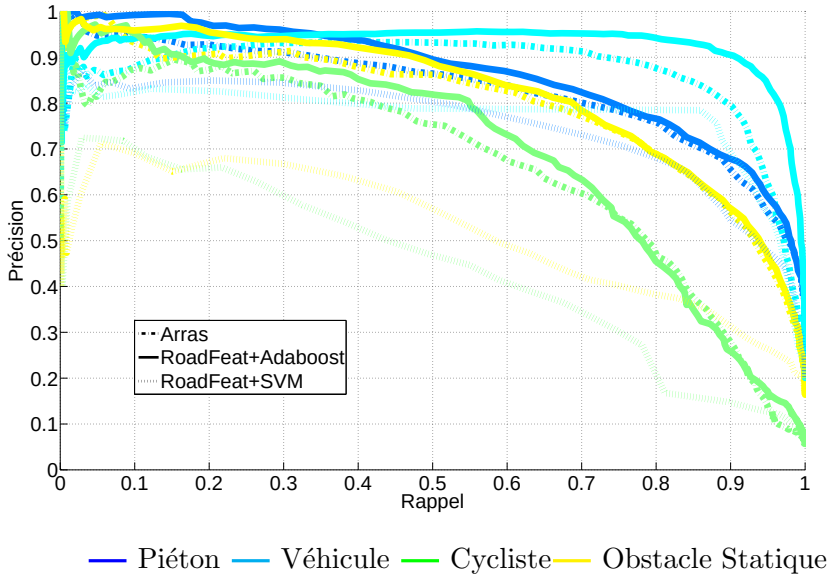


FIGURE 6.6: Précision-Rappel

nous observons que l'ensemble *RoadFeat* améliore, et au moins ne dégrade pas, les performances de *Arras* pour chaque classe. L'amélioration principale est obtenue pour la classe véhicule pour laquelle une précision de presque 90% est atteinte pour un rappel de 90%.

Concernant la classe piéton, 80% de précision est obtenue pour un rappel de 70% pour les deux méthodes. Ces résultats sont plus faibles que ceux présentés par Arras *et al.* en environnement intérieur. Ils sont tout de même intéressants concernant la difficulté d'un environnement extérieur et pourront être améliorés par l'étape d'intégration évaluée durant la prochaine section.

Les performances de classification en fonction du nombre de classifieurs faibles utilisés lors de l'apprentissage par adaboost sont évaluées depuis la Figure 6.7. Les performances sont logiquement améliorées lorsque le nombre de classifieurs augmente. Cependant, cette amélioration est différente suivant la classe considérée. Pour la classe véhicule, au-delà de 50 classifieurs faibles, les effets des nouveaux classifieurs sont minimes. Le gain est important lorsque le nombre de classifieurs faibles est augmenté de 50 à 100 pour les classes piéton et obstacle statique. En conséquence, le nombre de 100 classifieurs faibles est la valeur choisie pour assurer un niveau de performance suffisant pour chacune des classes considérées.

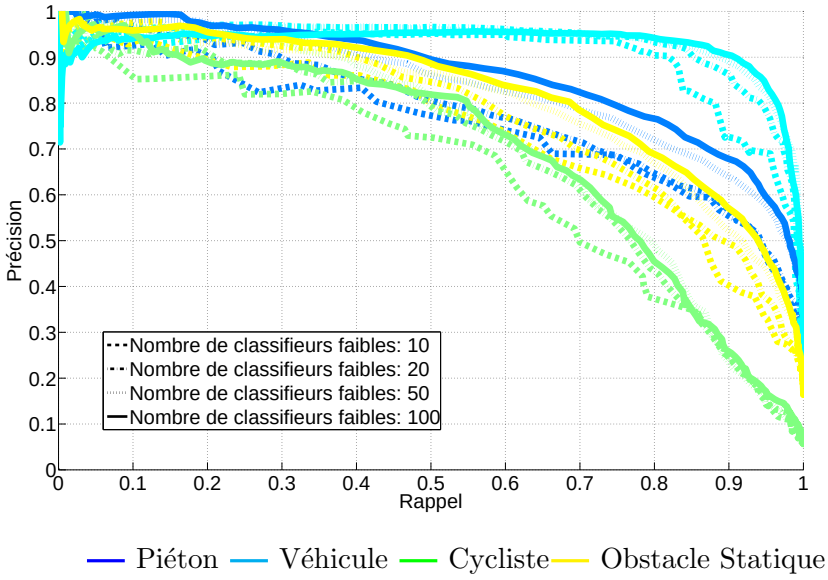


FIGURE 6.7: Précision-Rappel en fonction du nombre de classifieurs faibles

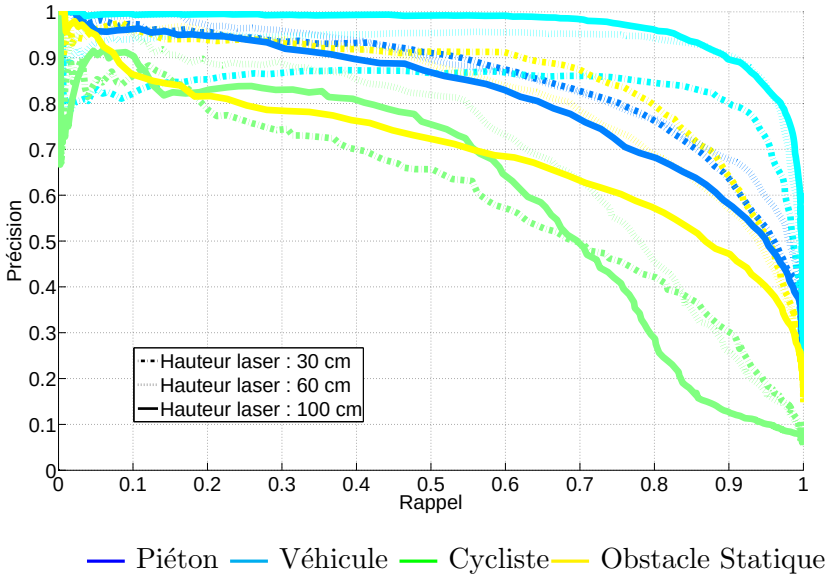


FIGURE 6.8: Précision-Rappel en fonction de la hauteur du laser

La Figure 6.8 montre l'influence de la hauteur du laser par rapport au sol sur les performances de classification. Elle a été produite en entrainant et évaluant la classification pour trois valeurs

de hauteurs différentes : basse (30 cm), moyenne (60 cm), haute (100 cm). Les meilleurs résultats sont obtenus pour la classe piéton lorsque le laser est en position basse ou moyenne. En effet, lorsque le laser est trop haut, il se peut que les jambes ne soient pas visibles. La hauteur moyenne est préférée pour classifier les cyclistes car ils sont mieux détectés à cette hauteur. Finalement, les meilleures performances sont obtenues pour la classe véhicule avec un laser en position haute.

Avec l'émergence des lasers 3D, des approches telles que celles proposées par Spinello *et al.* [156] pour la classification des piétons en les représentant en plusieurs parties semblent intéressantes. Cependant, elles doivent encore être étendues pour gérer le cas multi-classes.

6.2.4 Évaluation de la classification des pistes

L'intégration des valeurs de décision consécutives permet d'attribuer une classe à chacune des pistes.

		Condition					
		Non Objet	Piéton	Véhicule	Cycliste	Obstacle statique	Précision
Valeur prédite	Non Objet	36	2	0	2	5	80.0%
	Piéton	1	26	0	0	6	78.8%
	Véhicule	1	0	35	0	0	97.2%
	Cycliste	0	0	1	8	0	88.9%
	Obstacle statique	0	1	0	0	27	96.4%
	Rappel	94.7%	89.7%	97.2%	80.0%	71.1%	Exactitute 87.4%

FIGURE 6.9: Matrice de confusion des pistes

La Figure 6.9 évalue les performance du système de classification d'obstacles par une matrice de confusion. Pour cette évaluation, nous avons considéré uniquement les pistes observées plus de dix fois pour créer une vérité terrain pour chacune des classes. La classe estimée pour chaque piste est celle qui a été estimée quand toute l'information est intégrée, *i.e.*, à la fin de l'expérience.

L'exactitude de la méthode de classification est de 87.4% ce qui est prometteur en considérant les défis proposés par une classification multi-classes. Nous remarquons également une seule erreur de classification et une fausse alarme pour la classe véhicule. Pour la classe piéton, les erreurs sont plus élevées avec trois mauvaises classifications et sept fausses alarmes. Le peu de données pour la classe cycliste rend difficile toute interprétation. Finalement, la Figure 6.9 montre que six obstacles statiques sont classifiés comme piétons, ce qui est la plus grande source de confusion.

6.2.5 Conclusion

Au cours de cette section, la classification d'obstacles à partir de données laser 2D a été évaluée. L'ensemble *RoadFeat* des primitives spécifiques aux usagers de la route offre des performances de classification plus élevées que l'état de l'art, en particulier pour les véhicules. Cependant, ces performances ne sont pas assez élevées pour satisfaire les exigences d'un système de protection des vulnérables. L'intégration temporelle des classifications successives d'un obstacle donné permet de mieux établir sa classe et rend le système plus robuste aux mauvaises détections et classifications.

Finalement, nous avons pu caractériser le système de classification, ce qui est important pour la communication V2P qui nécessite une reconnaissance du contexte autour du véhicule.

6.3 Communication véhicules-piétons

6.3.1 Introduction

La communication V2P est évaluée sur le site d'INRIA à partir des équipements décrits dans la section 6.1.3.

Ces expériences sont destinées à évaluer l'applicabilité de la communication de type Wi-Fi pour assurer la protection des usagers vulnérables.

Pour cela, la configuration suivante est sélectionnée au niveau du véhicule :

- GPS RTK
- GPS « standard »
- Communications 802.11g

Le piéton est équipé d'une tablette Samsung Galaxy Tab2 10.1 sur laquelle est installée l'application V2ProVu permettant de recevoir les messages du véhicule. Un système de positionnement par GPS « standard » est fourni sur cette tablette. De plus, nous supposons au cours de cette expérience, qu'en activant l'application, le véhicule et le piéton sont initialement connectés au même réseau.

Pour collecter un nombre suffisant de données à différentes distances entre le véhicule et le piéton, le véhicule est stationné et le piéton s'éloigne en marchant (à une vitesse approximative de 1 m/s) en suivant le chemin décrit sur la Figure 6.3 sur une distance d'environ 500 m.

Durant cette expérience, le véhicule émet des paquets de données de 110 octets à la fréquence GPS de 1 Hz, à une vitesse de codage de 12.0 Mbps et avec une puissance de transmission de 27 dBm. Le piéton reçoit ces paquets sur la tablette et nous évaluons les performances pour les deux scénarios suivants :

(1) Scénario 1 - Le piéton tient la tablette devant son corps. Dans ce cas, le corps humain bloque le signal émis depuis le véhicule.

(2) Scénario 2 - Le piéton transporte la tablette dans son sac à dos, ce qui résulte dans le blocage du signal uniquement par le coton du sac.

6.3.2 Performance du Wi-Fi pour la communication V2P

6.3.2.1 Taux de Réception Correcte des Paquets (PDR)

La Figure 6.10 montre le taux de réception correcte des paquets (PDR) envoyés par le véhicule pour les deux scénarios. Le PDR est calculé comme le ratio entre les paquets reçus par le

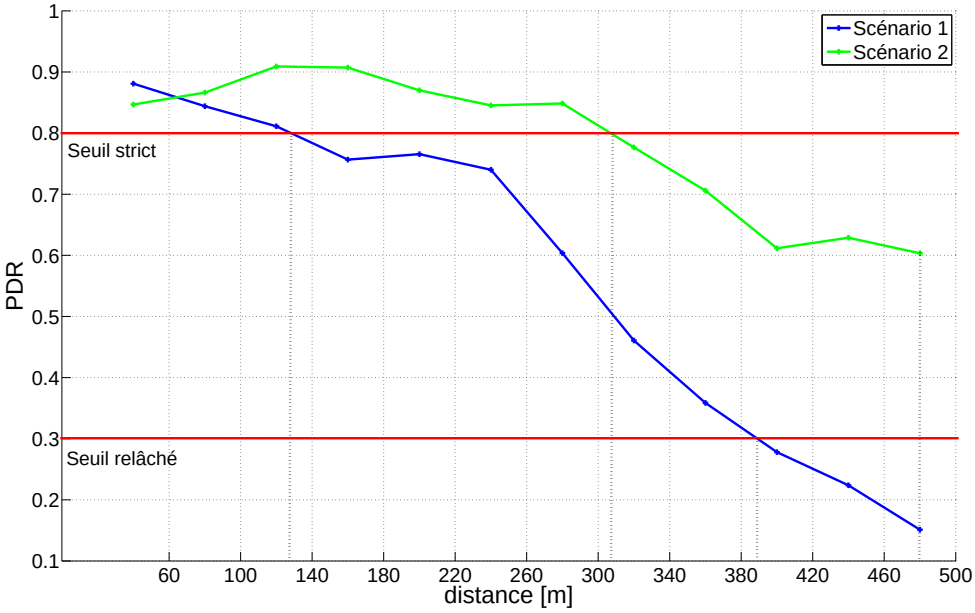


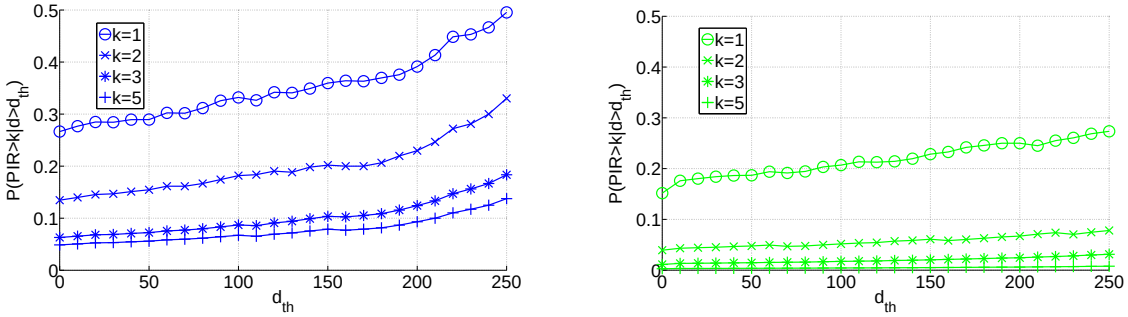
FIGURE 6.10: Taux de réception correcte des paquets (PDR)

piéton et ceux émis par le véhicule et est exprimé en fonction de la distance véhicule-piéton. La communication V2P a la capacité d'atteindre une distance supérieure à 400 m. À cette distance, le PDR pour le scénario 1 est seulement de 30%, alors qu'il est de 60% pour le scénario 2, ce qui indique clairement l'impact significatif du blocage du signal par le corps humain.

Finalement, le PDR décroit avec l'augmentation de la distance pour les deux scénarios. Les résultats montrent que pour atteindre 80% de PDR, la distance doit être inférieure à 130 m pour le scénario 1, et à 305 m pour le scénario 2.

6.3.2.2 Temps d'Inter-Réception des Paquets (PIR)

Durant ces expériences, nous avons observé un retard de communication assez faible (approximativement 10 ms) indépendant de la distance V2P. Une métrique importante pour évaluer les applications de sécurité est le temps d'inter-réception des paquets (PIR), qui indique l'intervalle de temps pendant lequel le récepteur n'a aucune mise à jour des informations [157]. Le



(A) Scénario 1 (B) Scénario 2

FIGURE 6.11: Probabilité de ne pas recevoir plus de k paquets consécutifs

délai de transmission étant minime comparé à la fréquence de transmission (1 Hz), le PIR est approximativement k s, où k est un entier.

En s'appuyant sur nos résultats expérimentaux, les Figure 6.11a et 6.11b établissent la fonction de distribution cumulée $p(PIR > k|d > d_{th})$ pour les deux scénarios. Cette fonction est interprétée comme la probabilité de ne pas recevoir plus de k CAMs consécutifs, lorsque la distance entre le véhicule et le piéton est supérieure à d_{th}. Notons que l'axe horizontal des figures représente d_{th}.

Les résultats montrent que la probabilité $p(PIR > k|d > d_{th})$ augmente avec d_{th} et est plus élevée pour des faibles valeurs de k. Finalement, la probabilité de ne pas recevoir plus de 6 CAMs consécutifs est faible et peut être négligée.

6.3.3 Précision du positionnement par GPS

Durant ces expériences, les CAMs transmis par le véhicule sont construit à partir du positionnement obtenu depuis un GPS « standard » bon marché. Or, un GPS RTK fournissant une position précise à l'ordre de quelques centimètres est monté sur la plateforme expérimentale. Ainsi, nous avons étudié l'exactitude du positionnement par GPS.

Le pire scénario concernant le positionnement est certainement celui pour lequel aucune information GPS n'est disponible, par exemple, en cas de mauvaises conditions climatiques. Les

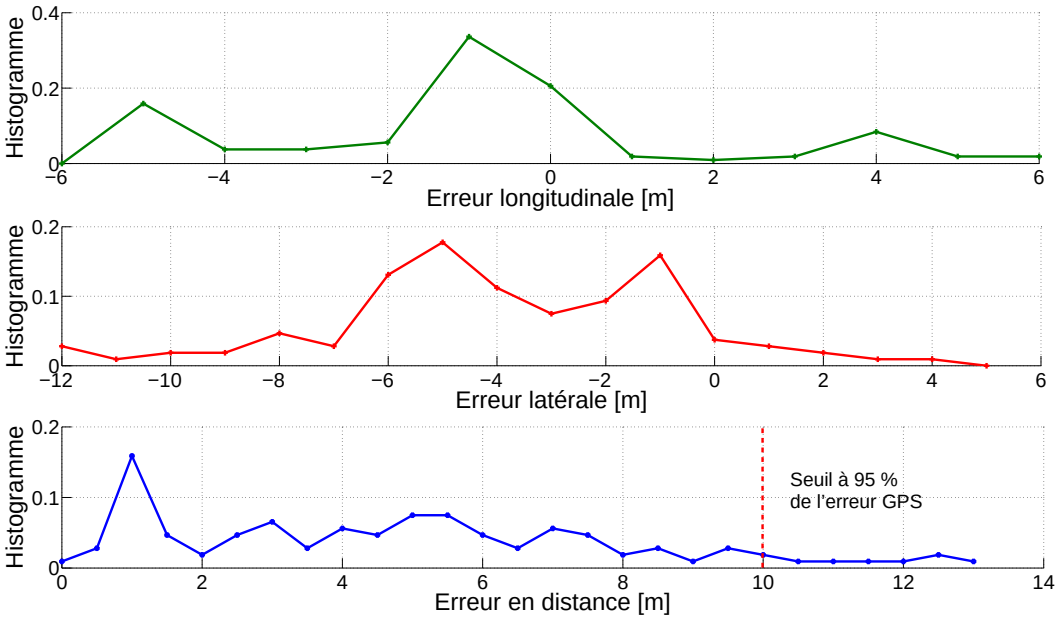


FIGURE 6.12: Histogramme des erreurs GPS en position longitudinale et latérale, et en distance

expériences présentées dans cette section ont eu lieu pendant des journées ensoleillées dans un environnement dégagé, ce qui nous fait dire qu'elle correspondent à des conditions favorables.

La Figure 6.12 montre l'histogramme des erreurs de positionnement longitudinale et latérale, et en distance par rapport à la vérité terrain. De manière similaire à l'étude menée dans l'article [147], nous observons une erreur GPS plus élevée dans la direction latérale que longitudinale. Si nous considérons 95% de l'erreur GPS en terme de distance, alors la précision du positionnement par GPS est approximativement de 10 m.

En conclusion, cette évaluation confirme que les récepteurs GPS embarqués par les dispositifs piétons et intégrés sur les véhicules ne satisfont pas les exigences d'une application de sécurité routière.

6.3.4 Applicabilité du Wi-Fi pour la protection de vulnérables

En s'inspirant de [157], nous avons suivi une analyse basée sur les résultats de nos expériences pour évaluer si un système de communication Wi-Fi a la capacité de satisfaire les exigences décrites dans la section 2.1.3 pour une application de protection des piétons. Plus précisément, il a été évalué si un tel système permet d'alerter à temps les usagers vulnérables pour qu'ils puissent se mettre en sécurité en cas de danger. Nous calculons tout d'abord la distance minimale d_{min} à laquelle une information doit être reçue, puis, la probabilité d'alerter le piéton avant cette distance, $P_A(d_{min})$.

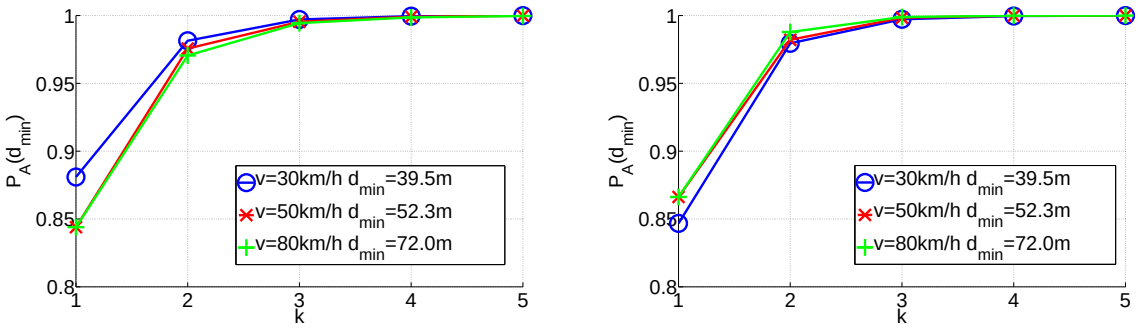
D'après les résultats présentés précédemment et ceux introduits dans [147], les erreurs de positionnement par GPS pour le véhicule Err_V et pour le piéton Err_P sont établies comme suit, $Err_V \approx Err_P \approx 10\,m$.

En suivant la valeur proposée dans [121], un être humain a besoin d'environ 0.83 s pour comprendre le sens de l'information fournie par la communication V2P ($t_p = 0.83\,s$).

Le temps de réaction, *i.e.*, le temps requis pour réagir (*e.g.*, éviter la collision) dépend de la situation. Cependant, le pire cas consiste au piéton se trouvant au milieu de la route et t_r est le temps nécessaire pour traverser la moitié de la route. En considérant une largeur de route de 3 m et la vitesse d'un piéton de 1 m/s, le temps de réaction devient $t_r = 1.5\,s$.

D'après nos expériences et les résultats fournis par [122], les délais de communications sont approximativement de 10 ms. En combinant toutes ces données, la valeur d_{min} vaut 39.5, 52.3 et 72.0 m quand la vitesse du véhicule est respectivement de 30, 50, et 80 km/h.

Comme le véhicule émet périodiquement un message, nous considérons que la transmission du message i a eu lieu pour une distance véhicule-piéton d_i. Ainsi, le statut de réception d'un message à une distance d donnée pour laquelle $d_{i+1} > d > d_i$ (notons que si $j > i$, alors $d_j > d_i$), est la même que la réception à d_{i+1}. Il est réaliste de définir que pour une distance véhicule-piéton d ($d_{i+1} > d > d_i$) donnée, si aucun des k messages consécutifs $i+k$, $i+k-1$,...,$i+2$,$i+1$, n'est reçu, alors le piéton n'est pas informé de l'existence du véhicule. En considérant la probabilité



(A) Scénario 1 (B) Scénario 2

FIGURE 6.13: Probabilité d'être informé à la distance d_{min}

de recevoir un message à d_i comme étant $PDR(d_i)$, la probabilité d'être informé à la distance d_{min} est :

$$P_A(d_{min}) = 1 - \bar{P}_A(d_{min}) = 1 - \prod_{i=1}^{k}(1 - PDR(d_i)), \tag{6.1}$$

où

$$d_i = d_{min} + \frac{v \times i}{f_{tx}}. \tag{6.2}$$

Ici, f_{tx} est la fréquence de génération des CAMs. Comme une transmission ne se produit pas exactement à d_i (dans l'équation (6.2)), la valeur $PDR(d_i)$ est la valeur moyenne du PDR pour la portée dans l'intervalle $]d_{i-1}, d_i]$.

La Figure 6.13 affiche la probabilité d'être informé à la distance d_{min} pour différentes valeurs de k. Ici, f_{tx} vaut 1 Hz. La probabilité d'être informé est très élevée (supérieure à 0.8) pour n'importe quelle vitesse et scénario. Pour obtenir une probabilité de 1, cependant, k doit être supérieur à 3, ce qui implique un besoin d'augmenter la fréquence de transmission.

À partir des résultats de la Figure 6.13, l'horizon temporel, t_h, présenté dans la section 5.4.4 pour l'application V2ProVu est choisi en considérant que la valeur k_{t_h} vaut 3. t_h vaut alors 5.5 s dans ce système.

En conclusion, la communication Wi-Fi a la capacité de satisfaire les exigences pour une application de protection des vulnérables. Cependant, la fréquence de transmission doit être augmentée au-delà de 1 Hz pour assurer la réception des informations à temps.

6.4 Coopération perception/communication pour la protection des vulnérables

6.4.1 Introduction

Pour expérimenter l'approche coopérative que nous proposons, la plateforme disponible à INRIA (voir Figure 6.2) est utilisée sur le campus de l'institut (voir Figure 6.3). Au cours de ces expériences, le véhicule approche un piéton depuis une distance de 500 m avec une vitesse valant approximativement 4 m/s. Les deux scénarios suivants, correspondants aux cas d'usage de la section 2.1.2, sont évalués :

- pas d'obstacle présent entre le véhicule et le piéton (LOS),
- le piéton se tient derrière un véhicule garé ayant une hauteur de 2 m (NLOS).

Tableau 6.3: Configuration des expérimentations sur la coopération perception/communication

Véhicule	Module de perception des vulnérables (section 3.2)
Piéton	Application V2ProVu pour la protection des vulnérables (section 5.4)
Caractéristiques Communes	Communication Wi-Fi ad-hoc Positionnement par GPS

Le Tableau 6.3 liste les fonctionnalités implémentées par le véhicule et dans le dispositif du piéton.

Du côté du véhicule, des mesures laser sont obtenues toutes les 100 ms. La mise à jour de ces données déclenche l'estimation d'une nouvelle position pour le véhicule. Ainsi, des paquets de 200 octets de données sont émis comme CAMs toutes les 100 ms à une puissance de transmission

de 24dBm et une vitesse de codage de 1Mbps. Cette implémentation de CAM n'est pas l'implémentation standardisée (paquet de 300 octets à 6Mbps), mais elle correspond à notre application V2ProVu et ne doit pas influencer l'évaluation des performances pour la diffusion des messages au niveau physique.

Le piéton est équipé de l'application V2ProVu avec la capacité de recevoir les messages envoyés depuis le véhicule et de répondre à ces messages en transmettant lui-même sa position et sa dynamique. Chacune des expériences est répétée plusieurs fois (plus que quatre) pour les conditions LOS et NLOS.

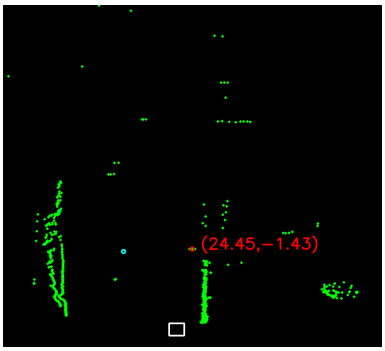
Lors de l'investigation des résultats, la distance entre le piéton et le véhicule est découpée en tranches de 20 m, et les performances moyennes (détection du piéton et positionnement relatif) sont évaluées pour chacune de ces tranches de distance. Comme nous avons conduit en ligne droite à une vitesse presque constante, le temps avant collision (TTC) évolue linéairement. En effet, l'intervalle de confiance du TTC est de 0.06s, ce qui est une variation très faible. De cette manière, les performances moyennes sont calculées à partir des différents tests.

6.4.2 Résultats qualitatifs

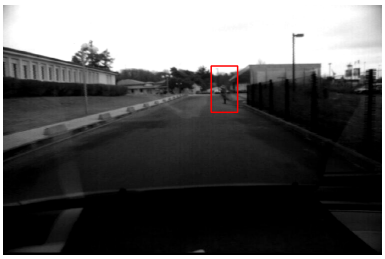
Au cours de cette section, nous analysons qualitativement et visuellement les limites de la perception et de la communication.

La Figure 6.14 montre individuellement les capacités et les limites des approches considérées. Le rectangle blanc (Figures 6.14a, 6.14c, 6.14d) illustre le véhicule cherchant à détecter les vulnérables. Le cercle bleu (Figures 6.14a, 6.14c, 6.14d) est la position du piéton comme annoncée par la communication V2P. Les cercles rouge (Figure 6.14a) et orange (Figure 6.14d) sont respectivement les positions du piéton et d'un obstacle occultant détectés et reconnus par le système de perception laser-caméra.

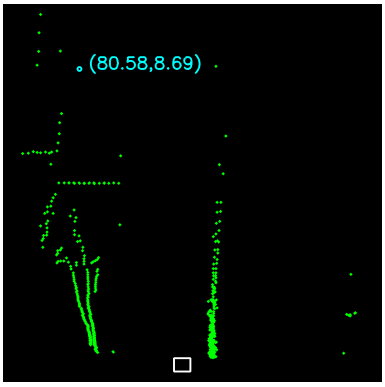
Les Figures 6.14a et 6.14b illustrent le résultat de la détection d'un piéton par la présence d'impacts laser et la reconnaissance d'un corps humain dans l'image dans des conditions LOS. Comme le montre la Figure 6.14a, alors que le piéton est détecté à la droite du véhicule, la



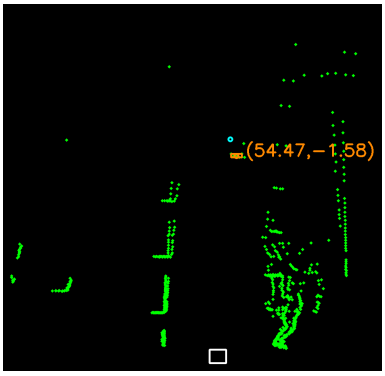
(A) Détection de piéton en LOS.



(B) Détection depuis la caméra.



(C) Détection depuis V2P en LOS.



(D) Détection de piéton en NLOS.

+ Impacts lasers ○ Détection basée sur la perception
○ Détection basée sur la communication ○ Obstacle occultant

FIGURE 6.14: Détection d'obstacles dans diverses conditions.

communication annonce sa position à gauche du véhicule. Le positionnement à partir de données laser est très fiable, cet exemple représente alors la faiblesse du système de communication due aux erreurs des données GPS.

Sur la Figure 6.14c, la distance entre le véhicule et le piéton est supérieure à 80 m. Ici, le système de communication annonce l'existence d'un piéton, mais le système de perception ne peut le détecter parce que les impacts laser sur le piéton sont trop clairsemés. De manière similaire, la Figure 6.14d illustre le cas où le piéton est masqué par un obstacle occultant. Ici encore, la communication peut détecter le piéton alors que le système de perception en est incapable. Néanmoins, le système de perception détecte l'obstacle occultant avec succès.

Pour résumer, les limites des systèmes considérés individuellement sont :

- la fiabilité du système de communication V2P est dégradée à cause des erreurs des données GPS (Figure 6.14a),
- la capacité de détecter des piétons est limitée par le champ de vision des capteurs pour le système de perception (Figure 6.14c),
- la capacité de détecter les piétons est limitée pour le système de perception par la présence d'obstacles bloquant la ligne de vue vers le piéton (Figure 6.14d).

6.4.3 Évaluation des capacités de détection

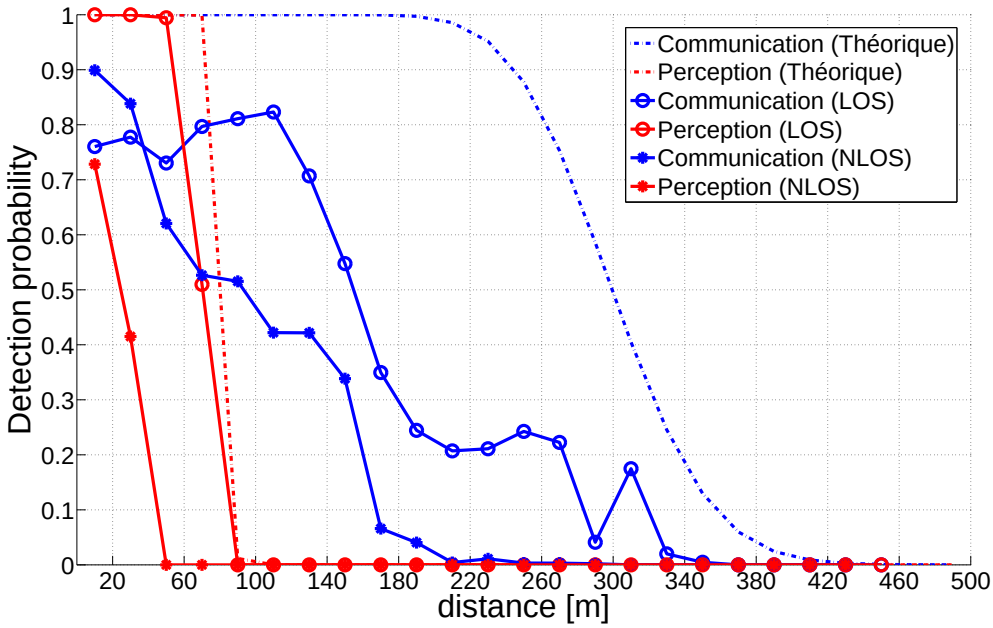


FIGURE 6.15: Capacité de détection des systèmes de perception et communication dans des conditions LOS et NLOS.

Cette section évalue les capacités de détection des systèmes de perception et de communication. Les résultats obtenus depuis les expérimentations sont comparés pour les scénarios LOS et NLOS.

Le PDR est utilisé pour la communication V2P. Les courbes théoriques sont calculées depuis les modèles introduits dans la section 5.2.1. Pour le calcul du rapport SNR, la perte sur le lien de communication est modélisée à une distance d par le modèle *two-ray ground* :

$$Loss(d)[dB] = \begin{cases} 20log_{10}(4\pi\frac{d}{\lambda}), & \text{si } d \leq d_c \\ 20log_{10}(\frac{d^2}{H_t H_r}), & \text{sinon} \end{cases} \tag{6.3}$$

Ici, λ est la longueur d'onde, H_t et H_r sont respectivement les hauteurs des antennes des émetteurs et récepteurs, et d_c est la distance de coupure.

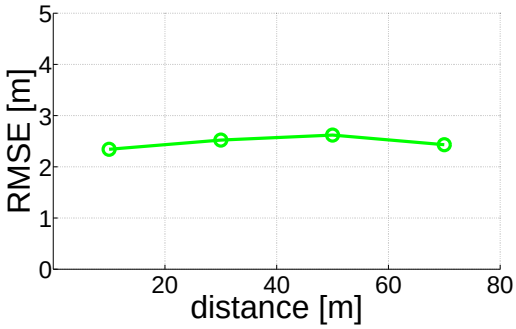
La Figure 6.15 compare les capacités de détection des piétons. La probabilité de détection du système de perception en LOS suit très bien le modèle théorique. Bien que les courbes ont des formes similaires pour le système de communication, l'écart entre les courbes théoriques et pratiques est important à cause d'une perte élevée de paquets rencontrée durant nos tests. Cette perte provient très probablement d'une surcharge au niveau du traitement logiciel.

Les capacités de détection sont affaiblies avec les conditions NLOS pour les systèmes de communication et de perception. L'écart est particulièrement important pour le système de perception pour lequel la distance de détection est réduite à 40 m et la probabilité de détection reste en-dessous de 70% à cause des occultations. Pour la communication V2P, les performances sont fortement dégradées pour des distances supérieures à 60 m.

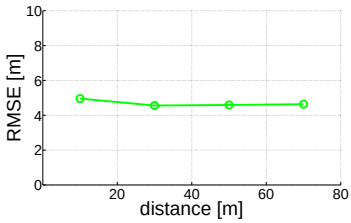
Lorsque la distance est inférieure à 40 m, les performances de la communication sont légèrement supérieures en NLOS que en LOS. Or, à une telle distance, nous pouvons douter que notre expérience représente parfaitement un scénario NLOS. En effet, les performances de la perception en NLOS devraient être parfaitement nulles alors que le piéton est parfois détecté en dessous de 40 m. En conclusion, à cette distance, les scénarios LOS et NLOS sont similaires et il devient impossible de comparer ces conditions.

Pour résumer, le système de perception excelle pour détecter un piéton pour des distances inférieures à 50 m, alors que la communication fonctionne mieux pour des distances supérieures à 80 m.

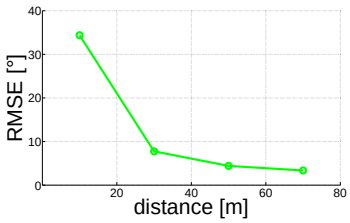
6.4.4 Capacité à évaluer la position relative d'un usager vulnérable



(A) RMSE en position.



(B) RMSE en distance relative.



(C) RMSE en angle relatif.

FIGURE 6.16: Erreur de positionnement relatif véhicule-piéton.

Les capteurs laser ayant la capacité de localiser très précisément les obstacles, la vérité terrain est extraite des expériences comme la position estimée à partir des données laser. Ainsi, nous évaluons la capacité du système de communication à estimer le positionnement relatif entre le véhicule et le piéton. Notons qu'il est impossible d'avoir la vérité terrain pour le scénario NLOS car le piéton n'est pas vu par le véhicule. L'évaluation n'est donc menée qu'à partir des scénarios LOS.

La Figure 6.16a est l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de la position relative (*i.e.*, la distance entre L^L_{per} et L^L_{com} dans la section 5.2.3). Cette erreur de position est la distance entre le cercle bleu et le cercle rouge sur la Figure 6.14a. Comme le montrent les résultats, l'erreur de position est de 5 m et ne dépend pas de la distance véhicule-piéton.

Les Figures 6.16b et 6.16c sont les erreurs en termes de distance et d'angle en coordonnées polaires, où le centre est la position du véhicule. Les erreurs de distance et d'angle sont visualisées

sur la Figure 6.14a comme les différences de longueur et d'angle des vecteurs vers le cercle bleu et le cercle rouge (depuis le rectangle blanc). Comme le montre la Figure 6.16b, l'erreur en distance est constante de 2.5 m. Cependant, l'erreur d'angle augmente avec la diminution de la distance véhicule-piéton (Figure 6.16c). Une telle erreur peut s'expliquer par l'erreur dans l'estimation de l'orientation du véhicule et est problématique pour estimer les risques de collision, particulièrement, à courte distance.

6.4.5 Évaluation d'un système de protection des usagers vulnérables

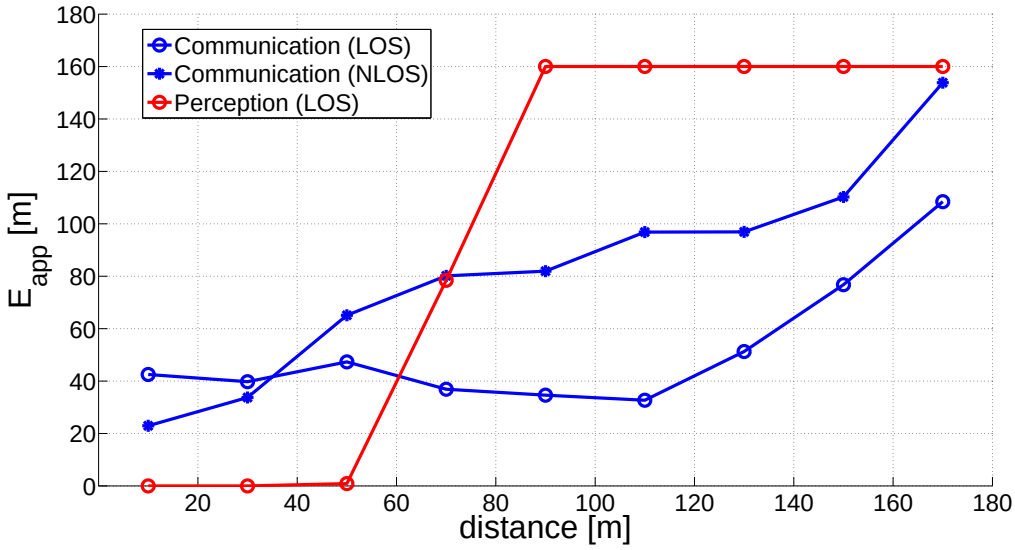


FIGURE 6.17: Évaluation de l'erreur d'application.

La Figure 6.17 montre l'erreur d'application définie dans l'équation (5.9) où le paramètre η est fixé à 80 m comme la taille du champ de vision laser. Comme le montre cette figure, pour des distances au-dessus de 80 m, le système de communication a de meilleures performances car le système de perception est incapable de détecter des obstacles au-delà de cette distance. Pour des distances inférieures à 50 m, le système de perception détecte et localise parfaitement les piétons, alors que le système de communication est sujet à l'erreur du positionnement par GPS. Pour des distances comprises entre 50 et 80 m, des erreurs non négligeables sont présentes pour

les systèmes de perception et de communication. Pour cette plage de distance, le mécanisme de fusion entre la perception et la communication a le potentiel pour améliorer la fiabilité du système de protection des usagers vulnérables.

En conclusion, nous avons étudié les caractéristiques des systèmes de perception et de communication pour la protection des usagers vulnérables. Les modèles théoriques montrent que le système de perception détecte et localise les piétons et les autres obstacles jusqu'à une distance de 50 m, mais est incapable de détecter les piétons trop éloignés des capteurs ou masqués par un obstacle. Le système de communication fournit un champ de vision étendu même dans des conditions NLOS et contribue à détecter les piétons situés à une distance supérieure à 80 m.

6.5 Conclusion

Au cours de ce chapitre, une évaluation des fonctions du système proposé durant cette thèse met en avant les caractéristiques suivantes :

- classification d'obstacles routiers à partir de données laser,
- performances d'un système Wi-Fi pour la communication V2P,
- étude comparative des moyens de perception et de communication pour la protection des vulnérables.

Dans une première partie, nous avons évalué le système de classification multi-classes d'obstacles routiers sur la base de données Kitti. Nous avons montré comment la définition de primitives adaptées aux obstacles routiers permet d'améliorer la classification et comment l'intégration des valeurs de classification successives permet de mieux estimer la classe d'un obstacle au cours du temps. Ce système présente de nombreuses erreurs qu'il est intéressant de caractériser pour ensuite mieux gérer la fusion avec les informations issues de la communication.

Dans une deuxième partie, nous avons étudié les performances de la communication par Wi-Fi appliquée à la communication V2P. Nous avons montré qu'une telle approche permet de

satisfaire les exigences pour alerter les usagers vulnérables de la présence d'un véhicule même à une vitesse relativement élevée. Cependant, pour satisfaire complètement ces exigences, il est nécessaire d'augmenter la transmission des messages au delà de 1 Hz.

Dans une troisième partie, nous avons étudié les performances des systèmes de perception et de communication pour la protection des usagers vulnérables. Nous avons démontré que le système de perception est préférable à courte distance pour éviter une collision sur le point de se produire car il permet de détecter et de localiser les piétons de manière fiable dans ces conditions. Le système de communication est intéressant pour augmenter le champ de vision du véhicule et permet de prévoir plus en amont les risques de collision en avertissant conjointement les piétons et les véhicules des dangers potentiels.

7

Conclusion et Perspectives

7.1 Conclusion générale

La coopération entre usagers de la route est une nouvelle étape pour les systèmes de transports intelligents (ITS) afin de dépasser les limites des solutions actuelles et pour traiter des scénarios de plus en plus complexes pour lesquels de nombreux usagers sont impliqués. La sécurité routière est un objectif important des ITS et est abordée par des solutions coopératives qui ont la capacité de lever des incertitudes relatives au masquage des usagers en scénarios urbains. En particulier, un système coopératif de protection des vulnérables peut utiliser à la fois les traitements embarqués au sein des véhicules ainsi que la communication véhicules-piétons (V2P)

s'appuyant sur la communication véhiculaire et les smartphones des usagers vulnérables. Une telle solution montre une nécessité d'accroître la coopération entre les modules de perception et de communication pour mieux prendre en compte les contraintes des scénarios urbains.

La perception des usagers vulnérables depuis les véhicules nécessite la détection, la classification et le pistage des obstacles dynamiques. De nombreux systèmes traitant ce problème ont été proposés au cours des dernières années et disposent de performances de plus en plus satisfaisantes. Cependant, certains scénarios ne peuvent être abordés correctement avec les systèmes de perception et requièrent une information externe obtenue par des moyens de communication. La classification des obstacles entourant le véhicule est une tâche primordiale pour mieux évaluer la situation et prendre conscience des dangers. La classification des vulnérables permet de mieux assurer leur protection et la classification des véhicules permet de détecter des zones d'occultation derrière lesquelles des usagers vulnérables peuvent être en danger. Dans cette thèse, nous avons montré comment les obstacles routiers peuvent être classifiés à partir de données laser en définissant des primitives spécifiques à ces objets et en estimant la classe de façon bayésienne. Notre méthode a été évaluée sur une base publique et a montré une exactitude de 87.4 %.

La communication V2P émerge dans le domaine de la communication véhiculaire. Ce mode de communication ne dispose pour le moment d'aucun standard, au contraire des communications véhicules-véhicules (V2V) et véhicules-infrastructure (V2I). Il repose toutefois sur des contraintes fortes dues aux ressources énergétiques limitées des dispositifs transportés par les piétons. Dans le futur, le canal de communication véhiculaire sera fortement congestionné par les messages pour la communication V2V. Donc, la communication V2P doit au maximum profiter des standards déjà proposés pour le mode V2V et ne pas surcharger encore plus le canal. Nous proposons une architecture pour la communication V2P qui prend en compte ces contraintes et limite l'émission de messages depuis les piétons. Pour cela, des aires géographiques de dissémination sont proposées afin de filtrer les messages au niveau du piéton à partir de sa propre position. De cette manière, la quantité de messages échangés est diminuée. Nous avons démontré comment calculer les aires de dissémination à partir de la dynamique du véhicule et lorsqu'un obstacle occultant est détecté. Finalement, nous avons montré l'applicabilité du Wi-Fi pour la communication V2P afin d'alerter un usager vulnérable suffisamment tôt avant une collision.

Toutefois, il est nécessaire de transmettre les messages d'information avec une fréquence assez élevée (supérieure à 1 Hz).

Un système coopératif combinant à la fois perception et communication a la capacité de traiter les scénarios les plus complexes grâce à la faculté de la perception pour localiser et détecter précisément les obstacles proches du véhicule et de la communication pour signaler la présence des usagers non visibles depuis le véhicule. Cependant, les positions GPS échangées avec les moyens de communication sont trop imprécises pour correctement positionner les usagers vulnérables par rapport au véhicule. Une fusion entre les informations de communication et de perception est donc proposée et doit permettre de reconnaître les situations parmi lesquelles un usager vulnérable perçu est aussi communicant et un usager vulnérable communicant est masqué par un autre obstacle. Nous avons démontré comment une association multi-hypothèses peut être mise en œuvre pour la fusion perception/coopération. Finalement, nous avons introduit une application destinée à protéger les usagers vulnérables en les informant des véhicules présents dans leur environnement et en les alertant en cas de danger.

7.2 Perspectives

Ce travail s'est limité à des scénarios trop simples pour lesquels uniquement un véhicule et un piéton assurent mutuellement leur sécurité. Il offre de nombreuses perspectives pour les systèmes coopératifs.

Dans le domaine de la perception, la fusion multi-capteurs doit être étudiée de manière plus approfondie avec notamment des propositions pour la fusion haut niveau, *i.e.*, la fusion depuis les informations relatives aux décisions de chaque capteur. Dans la thèse, nous avons présenté les mécanismes existants pour la classification par caméra et proposé une méthode de classification à partir de données laser. Une fusion des données extraites par ces deux approches est envisagée pour améliorer la compréhension de l'environnement autour du véhicule. Des modèles capteurs plus génériques et prenant mieux en compte les diverses conditions d'occultation doivent fournir une meilleure description du système de perception et permettre d'améliorer la

fusion d'information multi-sources. Le suivi des usagers détectés à un moment donné, mais qui peuvent disparaitre du champ de vision à cause des occultations créées par les autres obstacles, est également une étape à considérer depuis la modélisation du système de perception.

La solution de communication V2P proposée dans la thèse filtre les messages en fonction des coordonnées géographiques et limite l'émission de données pour les usagers vulnérables. Une simulation de cette solution suivant plusieurs paramètres tels que la densité de véhicules et d'usagers vulnérables est envisagée pour mesurer le gain d'une telle approche par rapport à une solution pour laquelle tous les usagers émettent des CAMs. Des scénarios comprenant plusieurs véhicules et usagers vulnérables sont requis pour évaluer l'algorithme de routage géographique proposé. Avec le système actuel, tous les piétons recevant des messages depuis un véhicule lui répondent. Or, les usagers vulnérables forment très souvent des groupes lorsqu'il se déplacent en milieu urbain. Cette caractéristique peut être exploitée dans le futur pour désigner un seul piéton responsable de la communication V2P auprès de tout un groupe d'usagers vulnérables et améliorer ce mode de communication en terme de consommation d'énergie sur les dispositifs piétons.

Les connaissances apportées par la perception ont le potentiel pour modifier de manière encore plus significative la communication véhiculaire en agissant sur les protocoles implémentés par chacune de couches des l'architecture ETSI ITS. La priorité des messages créés par la couche application est généralement statique, alors qu'en réalité elle peut être attribuée dynamiquement par le système en fonction de ses besoins. L'attribution de priorités aux messages peut se faire en fonction de la perception qui détecte des situations plus ou moins urgentes.

Le système coopératif proposé dans la thèse n'a pas été complètement testé. En effet, nous avons validé les fonctions le composant, mais des expérimentations plus poussées, particulièrement sur les fonctions de fusion sont envisagées. Des scénarios plus complexes comprenant plus d'usagers (deux piétons, un piéton et un cycliste,...) doivent être évalués pour mettre en avant la capacité d'une telle approche à détecter les situations à risques et à éviter les fausses alarmes. La solution de routage géographique que nous avons envisagée n'a également pas pu être évaluée car elle nécessite la présence de nombreux usagers, ce qui ne peut être évalué que par des moyens de

simulation adaptés. Or, des tels simulateurs combinant à la fois la perception et la communication sont pour le moment inaccessibles. Le développement de tels outils de simulation apparait comme un besoin nécessaire pour tester les futurs systèmes coopératifs.

Des scénarios comprenant de nombreux usagers font apparaître des ambiguïtés pour discerner chaque personne et identifier précisément celle avec laquelle le véhicule risque d'entrer en collision. L'utilisation des données de vitesse des usagers vulnérables ou de trajectoire prédéfinie peut améliorer l'information de communication et apporter une aide pour la fusion avec la perception. Une communication au sein d'un groupe de piétons permet de développer des méthodes de localisation coopérative entre les usagers vulnérables. Nous pouvons imaginer cartographier les piétons situés dans un même groupe et fusionner ces données, transmises par communication V2P, avec la perception effectuée par le système véhiculaire pour identifier chaque usager vulnérable communicant. Une telle approche propose un défi important si l'on considère que tous les usagers vulnérables ne sont pas obligatoirement communicants.

A

Intersection des trajectoires piéton et véhicule

Algorithme 5 : Calcul du point d'intersection entre les trajectoires piéton et véhicule

Entrées : v_V, ω_V : vitesses longitudinale et angulaire du véhicule
x^L_{vru}, y^L_{vru}, t_{vru} : position du VRU par rapport au véhicule et instant de la position
v_{vru}, θ^L_{vru} : vitesse absolue et orientation du VRU par rapport au véhicule
Sorties : x_{int}, y_{int}, t_{int} : coordonnées et instant du point d'intersection auquel le VRU arrive

si $\omega \neq 0$ **alors**
- Calculer R_S, ϵ_r, x_S et y_S avec l'équation. (4.1);
- **si** $\theta^L_{vru} \neq -90$ *et* $\theta^L_{vru} \neq +90$ **alors**
  - Définir a $= 1 + \tan^2(\theta^L_{vru})$, b $= 2((\tan(\theta^L_{vru})\,(y^L_{vru} - x^L_{vru}\tan(\theta^L_{vru}) - y_S) - x_S)$, c $= (y^L_{vru} - x^L_{vru}\tan(\theta^L_{vru}) - y_S)^2 + x_S^2$;
  - Calculer $\Delta = b^2 - 4ac$;
  - **si** $\Delta > 0$ **alors**
    - Calculer $x_{int_1} = \frac{-b-\sqrt{\Delta}}{2a}$, $t_{int_1} = \frac{x_{int_1} - x^L_{vru}}{v_{vru}\cos(\theta^L_{vru})} + t_{vru}$ et $x_{int_2} = \frac{-b+\sqrt{\Delta}}{2a}$, $t_{int_2} = \frac{x_{int_2} - x^L_{vru}}{v_{vru}\cos(\theta^L_{vru})} + t_{vru}$;
    - Définir $t_{int} = \min\limits_{t_{int} > +t_{vru}} (t_{int_1}, t_{int_2})$ et choisir $x_{int} \leftarrow x_{vru}(t_{int})$;
    - Calculer $y_{int} = (x_{int} - x^L_{vru})\tan(\theta^L_{vru}) + y^L_{vru}$;
  - **sinon si** $\Delta = 0$ **alors**
    - Calculer $x_{int} = \frac{-b}{2a}$, $y_{int} = (x_{int} - x^L_{vru})\tan(\theta^L_{vru}) + y^L_{vru}$ et $t_{int} = \frac{x_{int} - x^L_{vru}}{v_{vru}\cos(\theta^L_{vru})} + t_{vru}$;
  - **sinon**
    - Pas d'intersection - Arrêter l'évaluation du risque;
- **sinon**
  - Définir a $= 1$, b $= -2y_S$, c $= (x^L_{vru} - x_S)^2 + y_S^2$;
  - Calculer $\Delta = b^2 - 4ac$;
  - **si** $\Delta > 0$ **alors**
    - Calculer $y_{int_1} = \frac{-b-\sqrt{\Delta}}{2a}$, $t_{int_1} = \frac{\mathrm{sign}(\theta^L_{vru})\,(y_{int_1} - y^L_{vru})}{v_{vry}} + t_{vru}$ et $y_{int_2} = \frac{-b+\sqrt{\Delta}}{2a}$, $t_{int_2} = \frac{\mathrm{sign}(\theta^L_{vru})\,(y_{int_2} - y^L_{vru})}{v_{vry}} + t_{vru}$;
    - Définir $t_{int} = \min\limits_{t_{int} > t_{vru}} (t_{int_1}, t_{int_2})$ et choisir $x_{int} \leftarrow x(t_{int})$;
    - Calculer $x_{int} = x^L_{vru}$;
  - **sinon si** $\Delta = 0$ **alors**
    - Calculer $y_{int} = \frac{-b}{2a}$, $x_{int} = x^L_{vru}$ et $t_{int} = y_{int} - y^L_{vru} + t_{vru}$;
  - **sinon**
    - Pas d'intersection - Arrêter l'évaluation du risque;

sinon
- **si** $\theta^L_{vru} \neq 0$ **alors**
  - **si** $\theta^L_{vru} \neq -90$ *et* $\theta^L_{vru} \neq +90$ **alors**
    - Calculer $x_{int} = x^L_{vru} - \frac{y^L_{vru}}{\tan(\theta^L_{vru})}$, $y_{int} = 0$, $t_{int} = \frac{x_{int} - x^L_{vru}}{v_{vru}\cos(\theta^L_{vru})} + t_{vru}$;
  - **sinon**
    - Calculer $x_{int} = x^L_{vru}$, $y_{int} = 0$, $t_{int} = \frac{-\mathrm{sign}(\theta^L_{vru})\,y^L_{vru}}{v_{vru}} + t_{vru}$;
- **sinon**
  - **si** $x^L_{vru} \neq 0$ **alors**
    - Pas d'intersection - Arrêter l'évaluation du risque;
  - **sinon**
    - Définir $x_{int} = 0$, $y_{int} = 0$, $t_{int} = t_{vru}$;

Bibliographie

[1] European Commission : ITS & Vulnerable Road Users. http://ec.europa.eu/transport/themes/its/road/action_plan/its_and_vulnerable_road_users_en.htm, 2012. [En ligne ; accès le 2013-04-19].

[2] WHO : Global Status Report On Road Safety 2013 : supporting a decade of action. Rapport technique, World Health Organization, 2013.

[3] ONISR : La sécurité routière en france Bilan de l'année 2010. Rapport technique, Observatoire national interministériel de sécurité routière, 2011.

[4] Renzo Cicilloni, Stefan Deutschle, Karen Minna Oltersdorf et Dariu Gavrila : Results Of Vulnerable Road User Protection System In Protector. *In ITS World Congress*, 2003.

[5] M.-M. Meinecke, M. A. Obojski, M. Tons, R. Doerfler, P. Marchal, L. Letellier, D. Gavrila et R. Morris : Approach For Protection Of Vulnerable Road Users Using Sensor Fusion Techniques. *In International Radar Symposium*, 2003.

[6] G. Gate, A. Breheret et F. Nashashibi : Centralized fusion for fast people detection in dense environment. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2009.

[7] David Gerónimo, Antonio M. López, Angel D. Sappa et Thorsten Graf : Survey of pedestrian detection for advanced driver assistance systems. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32(7), 2010.

[8] P. Dollar, C. Wojek, B. Schiele et P. Perona : Pedestrian Detection : An Evaluation of the State of the Art. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(4):743–761, 2012.

[9] Vehicle-to-vulnerable road user cooperative communication and sensing technologies to improve transport safety. http://www.watchover-eu.org. [En ligne ; accès le 2015-02-18].

[10] Ko-TAG - Kooperative Transponder. http://ko-fas.de/deutsch/ko-tag---kooperative-sensorik.html. [En ligne ; accès le 2013-07-23].

[11] ETSI EN 302 665 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Communications Architecture, 2010.

[12] ETSI TR 102 638 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; Basic Set of Applications ; Definitions, 2009.

[13] ETSI ES 202 663 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; European profile standard for the physical and medium access control layer of Intelligent Transport Systems operating in the 5 GHz frequency band, 2009.

[14] ETSI TS 102 636-2 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; GeoNetworking ; Part 2 : Scenarios, 2010.

[15] Sylvain Beauvais et Jean-François Durand : Étude d'enjeux des 2RM en IDF. Rapport technique, Direction régionale et interdépartementale de l'Équipement et de l'Aménagement Ile-de-France, 2011.

[16] Sylvain Beauvais et Jean-françois Durand : Enjeux de sécurité en agglomération des usagers "vulnerables" en Ile-de-France. Rapport technique, Direction régionale et interdépartementale de l'Équipement et de l'Aménagement Ile-de-France, 2012.

[17] Isabelle Bloch : *Fusion d'informations en traitement du signal et des images.* Hermes Science Publications, 2003.

[18] International Telecommunication Union : Information Technology - Open Systems Interconnection - Basic Reference Model : The Basic Model, 1994.

[19] M. Tons et R. Doerfler : Radar sensors and sensor platform used for pedestrian protection in the EC-funded project SAVE-U. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2004.

[20] P. Marchal : Deliverable 27 : Final report. Rapport technique, SAVE-U, 2005.

[21] G. Gate et F. Nashashibi : Fast algorithm for pedestrian and group of pedestrians detection using a laser scanner. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2009.

[22] S. Gidel, P. Checchin, C. Blanc, T. Chateau et L. Trassoudaine : Pedestrian Detection and Tracking in an Urban Environment Using a Multilayer Laser Scanner. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(3):579–588, 2010.

[23] L. Leyrit, T. Chateau, C. Tournayre et J.-T. Lapreste : Visual pedestrian recognition inweak classifier space using nonlinear parametric models. *In 15th IEEE International Conference on Image Processing*, 2008.

[24] M. Gouiffès, A. Patri et M. Vasiliu : Robust obstacles detection and tracking using disparity for car driving assistance. *In Intelligent Robots and Computer Vision XXVII : Algorithms and Techniques*, 2010.

[25] F. Fayad et V. Cherfaoui : Object-level fusion and confidence management in a multisensor pedestrian tracking system. *In IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, 2008.

[26] L. N. Pangop, S. Cornou, F. Chausse, R. Chapuis et S. Bonnet : A Bayesian classification of pedestrians in urban areas : The importance of the data preprocessing. *In IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, 2008.

[27] Abdelaziz KALLEL et Sylvie LE HÉGARAT-MASCLE : Combination of partially non-distinct beliefs : The cautious-adaptive rule. *International Journal of Approximate Reasoning*, 50(7):1000–1021, 2009.

[28] Luisa ANDREONE, Filippo VISINTAINER et Gerd WANIELIK : Vulnerable Road Users thoroughly addressed in accident prevention : the WATCH-OVER European project. *In 14th World Congress on Intelligent Transport Systems*, 2007.

[29] Luisa ANDREONE, Filippo VISINTAINER, Dariu GAVRILA, Marcel KONJIN et Marco PIEVE : Prevention Of Road Accidents Involving Vulnerable Road Users : The Outcomes Of The WATCH-OVER European Project. *In ITS2009*, 2009.

[30] B. FARDI, U. NEUBERT, N. GIESECKE, H. LIETZ et G. WANIELIK : A fusion concept of video and communication data for VRU recognition. *In 11th International Conference on Information Fusion*, 2008.

[31] Ko-Fas - Kooperative Sensorik und kooperative Perzeption für die Präventive Sicherheit im Straßenverkehr. http://ko-fas.de. [En ligne ; accès le 2013-07-23].

[32] A. SIKORA et M. SCHAPPACHER : A highly scalable IEEE802.11p communication and localization subsystem for autonomous urban driving. *In International Conference on Connected Vehicle and Expo (ICCVE)*, 2013.

[33] Dirk LILL, Manuel SCHAPPACHER, Shahidul ISLAM et Axel SIKORA : Wireless protocol design for a cooperative pedestrian protection system. *Communication Technologies for Vehicles*, pages 119–130, 2011.

[34] T. GANDHI et M.M. TRIVEDI : Pedestrian Protection Systems : Issues, Survey, and Challenges. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 8(3):413–430, septembre 2007.

[35] Keith MANSTON : The Challenges Of Using Radar For Pedestrian Detection. *In The 16th JCT Traffic Signal Symposium*, 2011.

[36] Bryan Clarke, Stewart Worrall, Graham Brooker et Eduardo Nebot : Towards mapping of dynamic environments with FMCW radar. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013.

[37] Fanping Bu et Ching Yao Chan : Pedestrian Detection in Transit Bus Application : Sensing Technologies and Safety Solutions. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2005.

[38] A. Ewald et V. Willhoeft : Laser scanners for obstacle detection in automotive applications. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2000.

[39] K. C. Fuerstenberg, K. C. J. Dietmayer et V. Willhoeft : Pedestrian recognition in urban traffic using a vehicle based multilayer laserscanner. *In Intelligent Vehicle Symposium (IV)*, 2002.

[40] Brent Schwarz : LIDAR : Mapping the world in 3-D. *Nature Photonics*, 4(7), 2010.

[41] D. M. Gavrila, J. Giebel et S. Munder : Vision-based pedestrian detection : the PROTECTOR system. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2004.

[42] M. Enzweiler et D. M. Gavrila : Monocular Pedestrian Detection : Survey and Experiments. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 31(12):2179–2195, 2009.

[43] M. Bertozzi, A. Broggi et P. Grisleri : Pedestrian detection in infrared images. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2003.

[44] C. Bellotti, F. Bellotti, A. De Gloria, L. Andreone et M. Mariani : Developing a near infrared based night vision system. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2004.

[45] U Franke et A Joos : Real-time stereo vision for urban traffic scene understanding. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2000.

[46] Raphael Labayrade, Didier Aubert et Jean-Philippe Tarel : Real Time Obstacle Detection in Stereovision on Non Flat Road Geometry Through "V-disparity" Representation. *In IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV)*, 2002.

[47] Grant Grubb, Alexander Zelinsky, Lars Nilsson et Magnus Rilbe : 3D vision sensing for improved pedestrian safety. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2004.

[48] Jean-marc Boucher : Décision Statistique, 2012. Télécom Bretagne.

[49] A. Mendes, L. C. Bento et U. Nunes : Multi-target detection and tracking with a laser scanner. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2004.

[50] Fawzi Nashashibi et Alexandre Bargeton : Laser-based vehicles tracking and classification using occlusion reasoning and confidence estimation. *In Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2008.

[51] B. Douillard, J. Underwood, N. Kuntz, V. Vlaskine, A. Quadros, P. Morton et A. Frenkel : On the segmentation of 3D LIDAR point clouds. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2011.

[52] M. Heuer, A. Al-Hamadi, A. Rain et M. Meinecke : Detection and Tracking Approach Using an Automotive Radar to Increase Active Pedestrian Safety. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2014.

[53] Constantine Papageorgiou et Tomaso Poggio : A trainable system for object detection. *International Journal of Computer Vision*, 38(1):15–33, 2000.

[54] Navneet Dalal et Bill Triggs : Histograms of Oriented Gradients for Human Detection. *In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2005.

[55] Timo Ojala, Matti Pietikäinen et Topi Mäenpää : Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns. *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(7):971–987, 2002.

[56] Xiaoyu Wang, Tony X. Han et Shuicheng Yan : An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling. *In IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, 2009.

[57] A. Broggi, A. Fascioli, M. Carletti, T. Graf et M. Meinecke : A multi-resolution approach for infrared vision-based pedestrian detection. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2004.

[58] Anil K. Jain, Robert P. W. Duin et Jianchang Mao : Statistical pattern recognition : A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(1):4–37, 2000.

[59] V. N. Vapnik : An overview of statistical learning theory. *IEEE transactions on neural networks*, 10(5):988–999, 1999.

[60] Vladimir N. Vapnik : *Statistical learning theory*, volume 2. Wiley New York, 1998.

[61] Corinna Cortes et Vladimir Vapnik : Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20(3):273–297, 1995.

[62] Paul T. Boggs et Jon W. Tolle : Sequential Quadratic Programming. *Acta Numerica*, 4, 1995.

[63] L. G. Valiant : A theory of the learnable. *Communications of the ACM*, 27(11):1134–1142, 1984.

[64] Michael Kearns et Leslie Valiant : Cryptographic limitations on learning Boolean formulae and finite automata. *Journal of the ACM*, 41(1):67–95, 1994.

[65] Yoav Freund et Robert E. Schapire : A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting. *In Computational Learning Theory*, pages 23–37. Springer, 1995.

[66] D.M. Gavrila et V. Philomin : Real-time object detection for "smart" vehicles. *In Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, 1999.

[67] P. Viola et M. Jones : Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2001.

[68] Q. Zhu, M.-C. Yeh, K.-T. Cheng et S. Avidan : Fast Human Detection Using a Cascade of Histograms of Oriented Gradients. *In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2006.

[69] Dirk Schulz, Wolfram Burgard, Dieter Fox et Armin B. Cremers : People Tracking with a Mobile Robot Using Sample-based Joint Probabilistic Data Association Filters. *The International Journal of Robotics Research*, 22(2):99–116, 2003.

[70] K. O. Arras, O. M. Mozos et W. Burgard : Using Boosted Features for the Detection of People in 2D Range Data. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2007.

[71] Luciano Spinello et Roland Siegwart : Human detection using multimodal and multidimensional features. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2008.

[72] M Himmelsbach et A Müller : LIDAR-based 3D object perception. *In 1st international workshop on cognition for technical systems*, 2008.

[73] Alex Teichman, Jesse Levinson et Sebastian Thrun : Towards 3D object recognition via classification of arbitrary object tracks. *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2011.

[74] L. Spinello, R. Triebel et R. Siegwart : Multiclass Multimodal Detection and Tracking in Urban Environments. *The International Journal of Robotics Research*, 29(12):1498–1515, 2010.

[75] Asma Azim et Olivier Aycard : Layer-based Supervised Classification of Moving Objects in Outdoor Dynamic Environment using 3D Laser Scanner. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2014.

[76] A. E. Johnson et M. Hebert : Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3D scenes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(5):433–449, 1999.

[77] Rudolph Emil Kalman : A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Fluids Engineering*, 82(1):35–45, 1960.

[78] Evangeline Pollard : *Evaluation de situations dynamiques multicibles par fusion de données spatio-temporelles.* Thèse de doctorat, Université de Grenoble, 2010.

[79] Yaakov Bar-Shalom et Xiao-Rong Li : *Multitarget-multisensor tracking : principles and techniques*, volume 19. 1995.

[80] Donald B. Reid : An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 24(6), 1979.

[81] B.V. Dasarathy : Industrial applications of multi-sensor multi-source information fusion. *IEEE International Conference on Industrial Technology*, 2000.

[82] B. Fardi, U. Schuenert et G. Wanielik : Shape and motion-based pedestrian detection in infrared images : a multi sensor approach. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2005.

[83] R. Omar Chavez-garcia, Trung-dung Vu et Olivier Aycard : Fusion at Detection Level for Frontal Object Perception. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2014.

[84] Gonçalo Monteiro, Cristiano Premebida, Paulo Peixoto et Urbano Nunes : Tracking and Classification of Dynamic Obstacles Using Laser Range Finder and Vision. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2006.

[85] Fernando Garcia, Arturo de la Escalera et José Maria Armingol : Joint Probabilistic Data Association Fusion Approach for Pedestrian Detection. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013.

[86] J. K. Aggarwal et Q Cai : Human motion analysis : A review. *Computer Vision and Image Understanding*, 73(3), 1999.

[87] D. Schulz, W. Burgard, D. Fox et A. B. Cremers : Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2001.

[88] C. Premebida et U. Nunes : A Multi-Target Tracking and GMM-Classifier for Intelligent Vehicles. *In IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 2006.

[89] Mirko Maehlisch, Roland Schweiger, Werner Ritter et Klaus Dietmayer : Multisensor Vehicle Tracking with the Probability Hypothesis Density Filter. *In 9th International Conference on Information Fusion*, 2006.

[90] Norikazu Ikoma : Multiple pedestrians tracking with composite sensor of laser range finder and omni-directional camera by SMC implementation of PHD filter. *In The 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems*, 2012.

[91] Laetitia Lamard, Roland Chapuis et Jean-Philippe Boyer : CPHD filter addressing occlusions with pedestrians and vehicles tracking. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013.

[92] D. Meissner, S. Reuter, B. Wilking et K. Dietmayer : Road user tracking using a Dempster-Shafer based classifying multiple-model PHD filter. *In 16th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, 2013.

[93] Gwennaël GATE : *Reliable Perception of Highly Changing Environments Implementations for Car-to-Pedestrian Collision Avoidance Systems.* Thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2009.

[94] S. Wasielewski et O. Strauss : Calibration of a multi-sensor system laser rangefinder / camera. *In Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 1995.

[95] Ayoub Khammari : *Système embarqué de détection multi-sensorielle de véhicules : application à la gestion intelligente des interdistances.* Thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2005.

[96] Stephan Reuter : *Multi-Object Tracking Using Random Finite Sets.* Thèse de doctorat, Ulm university, 2014.

[97] Evangeline Pollard, Aurélien Plyer, Benjamin Pannetier, Frédéric Champagnat et Guy Le Besnerais : GM-PHD filters for multi-object tracking in uncalibrated aerial videos. *In 12th International Conference on Information Fusion*, 2009.

[98] ISO 21217 : Intelligent Transports Systems - Communications access for land mobiles (CALM) - Architecture, 2010.

[99] ETSI TS 102 637-2 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; Basic Set of Applications ; Part 2 : Specification of Cooperative Awareness Basic Service, 2010.

[100] ETSI TS 102 637-3 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; Part 3 : Specifications of Decentralized Environmental Notification Basic Service, 2010.

[101] ETSI TR 102 863 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; Basic Set of applications ; Local Dynamic Map (LDM) ; Rationale for and guidance on standardization, 2011.

[102] RFC 791 : Internet Protocol, DARPA Internet program protocol specification, 1981.

[103] RFC 2460 : Internet Protocol, Version 6 (IPv6) Specification, 1998.

[104] RFC 5944 : IP mobility support for IPv4, 2010.

[105] RFC 6275 : IP mobility support for IPv6, 2011.

[106] RFC 768 : User Datagram Protocol, 1980.

[107] ETSI TS 102 636-4-1 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; GeoNetworking ; Part 4 : Geographical Addressing and forwarding Point-to-Point and Point-to-Multipoint Communications, Sub-Part 1 : Media-Independant Functionality, 2011.

[108] Zan Tonguz, Nawapom Wisitpongphan, Fan Bai, Priyantha Mudalige et Varsha Sadekar : Broadcasting in VANET. *In mobile networking for vehicular environments*, 2007.

[109] Fan Li et Yu Wang : Routing in vehicular ad hoc networks : A survey. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2(2):12–22, 2007.

[110] Ines Ben Jemaa : *Communications Multicast Pour les systèmes véhiculaires coopératifs*. Thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2015.

[111] Philippe Jacquet, Paul Mühlethaler, Thomas Clausen, Anis Laouiti, Amir Qayyum et Laurent Viennot : Optimized link state routing protocol for ad hoc networks. *In IEEE International Multi Topic Conference (INMIC)*, 2001.

[112] Charles Perkins, Elizabeth Belding-Royer et Samir Das : Ad hoc on-demand distance vector (aodv) routing. Rapport technique, 2003.

[113] Yu-Chee Tseng, Sze-Yao Ni, Yuh-Shyan Chen et Jang-Ping Sheu : The Broadcast Storm Problem in a Mobile Ad Hoc Network. 8:153–167, 2002.

[114] ETSI TS 102 636-1 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; GeoNetworking ; Part 1 : requirements, 2010.

[115] ETSI EN 302 636-3 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; GeoNetworking ; Part 3 : Network Architecture, 2014.

[116] ETSI TS 102 636-5-1 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; GeoNetworking ; Part 5 : Transport Protocols ; Sub-part 1 : Basic Transport Protocol, 2011.

[117] ETSI TS 102 636-6-1 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; GeoNetworking ; Part 6 : Internet Integration ; Sub-part 1 : Transmission of IPv6 Packets over Geonetworking Protocols, 2011.

[118] GeoNet Consortium : D2.2 : Final GeoNet Specification, 2010.

[119] ETSI EN 302 931 : Intelligent Transport Systems (ITS) ; Vehicular Communications ; Geographical Area Definition, 2010.

[120] Brian P. Crow, Indra Widjaja, Jeong Geun Kim et Prescott T. Sakai : IEEE 802.11 wireless local area networks. *IEEE Communications Magazine*, 35(9):116–126, 1997.

[121] Klaus David et Alexander Flach : Car-2-x and pedestrian safety. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 5(1):70–76, 2010.

[122] Chika Sugimoto, Yasuhisa Nakamura et Takuya Hashimoto : Prototype of pedestrian-to-vehicle communication system for the prevention of pedestrian accidents using both 3G wireless and WLAN communication. *In 3rd International Symposium on Wireless Pervasive Computing*, 2008.

[123] R. Rasshofer, D. Schwarz, E. Biebl et C. Morhart : Pedestrian Protection Systems using Cooperative Sensor Technology. *In 11th International Forum on Advanced Microsystems for Automotive Applications (AMAA'07)*, 2007.

[124] Mehrdad Bagheri, Matti Siekkinen et Jukka K Nurminen : Cellular-based Vehicle to Pedestrian (V2P) Adaptive Communication for Collision Avoidance. *In 3rd International Conference on Connected Vehicles & Expo (ICCVE)*, 2014.

[125] Honda Demonstrates Advanced Vehicle-to-Pedestrian and Vehicle-to-Motorcycle Safety Technologies. http://www.prnewswire.com/news-releases/honda-demonstrates-advanced-vehicle-to-pedestrian-and-vehicle-to-motorcycle-safety-technologies-221495031.html. [En ligne ; accès le 2014-01-06].

[126] Tim Beissman : GM developping pedestrian safety technology that spots smartphones. http://www.caradvice.com.au/183936/gm-developing-pedestrian-safety-technology-that-spots-smartphones/, 2012. [En ligne ; accès le 2013-07-23].

[127] Daisuke Ikeda, Masato Horie, Ryohta Yamaguchi, Tomotaka Wada et Hiromi Okada : An Effective Detection Algorithm of the Relative Movement between Vehicles and Pedestrians in VPEC. *In Second ACM international workshop on Wireless network testbeds, experimental evaluation and characterization*, 2007.

[128] Yuta Sawa, Tomoya Kitani, Naoki Shibata, Keiichi Yasumoto et Minoru Ito : A Method for Pedestrian Position Estimation using Inter-Vehicle Communication. *In IEEE Globecom Workshops*, 2008.

[129] A Sikora : Communication and Localization for a Cooperative eSafety-System. *In 4th IEEE Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems : Technology and Applications, 2007*, 2007.

[130] J.-P. Laumond : *La robotique mobile*. Hermès Science, 2001.

[131] Sebastian Kuhlmorgen, Ignacio Llatser, Andreas Festag et Gerhard Fettweis : Performance Evaluation of ETSI GeoNetworking for Vehicular Ad hoc Networks. *In 81st IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, 2015.

[132] O. Shagdar, H. Yomo, T. Ohyama, R. Miura et S. Obana : Broadcast Storm Problem : A Case Study for CSMA and CDMA Inter-Vehicle Networks. *In 10th International Conference on ITS Telecommunications*, 2010.

[133] project - DRIVE C2X. http://www.drive-c2x.eu/project. [En ligne ; accès le 2015-04-21].

[134] CooPerCom - Cooperative Perception and Communication. http://www.coopercom.fr/index.php. [En ligne ; accès le 2015-04-21].

[135] Georges Challita, Stephane Mousset, Fawzi Nashashibi et Abdelaziz Bensrhair : An application of V2V communications : Cooperation of vehicles for a better car tracking using GPS and vision systems. *In IEEE Vehicular Networking Conference (VNC)*, 2009.

[136] Hao Li : *Cooperative Perception : Application in the Context of Outdoor Intelligent Vehicle Systems*. Thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2012.

[137] Nicole El Zoghby, Véronique Cherfaoui et Thierry Denoeux : Evidential Distributed Dynamic Map for Cooperative Perception in VANets. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2014.

[138] Evangeline Pollard et Denis Gingras : Improved Low Cost GPS Localization By Using Communicative Vehicles. *In 12th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)*, 2012.

[139] Marcus Obst, Laurens Hobert et Pierre Reisdorf : Multi-Sensor Data Fusion for Checking Plausibility of V2V Communications by Vision-based Multiple-Object Tracking. *In IEEE Vehicular Networking Conference (VNC)*, 2014.

[140] Sébastien Demmel : Thèse de doctorat, Queensland University of Technology.

[141] D. Lill, M. Schappacher, A. Gutjahr et A. Sikora : Development of a wireless communication and localization system for VRU eSafety. *In 7th International Symposium on Communication Systems Networks and Digital Signal Processing (CSNDSP)*, 2010.

[142] Tianyu Wang, Giuseppe Cardone, Antonio Corradi, Lorenzo Torresani et Andrew T. Campbell : WalkSafe : A Pedestrian Safety App for Mobile Phone Users Who Walk and Talk While Crossing Roads Categories and Subject Descriptors. *In HotMobile '12*, 2012.

[143] Shubham Jain, Carlo Borgiattino et Yanzhi Ren : LookUp : Enabling Pedestrian Safety Services via Shoe Sensing. *In Proceedings of the 13th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, 2015.

[144] Kaustubh Dhondge, Sejun Song et Baek-young Choi Hyungbae : WiFiHonk : Smartphone-based Beacon Stuffed WiFi Car2X-Communication System for Vulnerable Road User Safety. *In IEEE 79th Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, 2014.

[145] National Imagery and Mapping Agency, Department of Defense : World Geodetic System 1984 (WGS84) : Its Definition and Relationships with Local Geodetic Systems. Rapport technique TR8350.2, 3rd ed., NIMA, January 2000.

[146] Elliot D. Kaplan et Christopher J. Hegarty : *Understanding GPS : Principles and Applications*. 2006.

[147] Martin Liebner, Felix Klanner et Christoph Stiller : Active Safety for Vulnerable Road Users based on Smartphone Position Data. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013.

[148] Arghavan Amini, Reza Monir Vaghefi, Jesus M. De Garza et R. Michael Buehrer : Improving GPS-Based Vehicle Positioning for Intelligent Transportation Systems. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2014.

[149] Horst Kloeden, Daniel Schwarz, Erwin M. Biebl et Ralph H. Rasshofer : Effectiveness study of cooperative sensor systems for VRU-safety. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2012.

[150] Sebastian Engel, Claudia Kratzsch, Klaus David, Dominik Warkow et Marco Holzknecht : Car2Pedestrian Positioning : Methods for Improving GPS Positioning in Radio-Based VRU Protection Systems. *In 6. Tagung Fahrerassistenzsysteme*, 2013.

[151] S. Ayub, B. M. Heravi, A. Bahraminasab et B. Honary : Pedestrian Direction of Movement Determination Using Smartphone. *In 6th International Conference on Next Generation Mobile Applications, Services and Technologies (NGMAST), 2012*, 2012.

[152] Xiaojun Zhu, Qun Li et Guihai Chen : APT : Accurate outdoor pedestrian tracking with smartphones. *In IEEE INFOCOM*, 2013.

[153] R. W. Wolcott et R. M. Eustice : Visual localization within lidar maps for automated urban driving. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2014.

[154] Dominic Schuhmacher, Ba Tuong Vo et Ba N. Vo : A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 56(8):3447–3457, 2008.

[155] A. Geiger, P. Lenz et R. Urtasun : Are we ready for autonomous driving ? The KITTI vision benchmark suite. *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, 2012.

[156] L. Spinello, K. O. Arras, R. Triebel et R. Siegwart : A Layered Approach to People Detection in 3D Range Data. *In AAAI*, 2010.

[157] Francesca Martelli, M. Elena Renda, Giovanni Resta et Paolo Santi : A Measurement-based Study of Beaconing Performance in IEEE 802.11p Vehicular Networks. *In IEEE INFOCOM*, 2012.

Publications

[1] J.J. Anaya, P. Merdrignac, O. Shagdar, F. Nashashibi, J.E. Naranjo. Vehicle to Pedestrian Communications for Protection of Vulnerable Road Users. *IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV)*, 2014.

[2] Z. Alsayed, G. Bresson, P. Merdrignac, P. Morignot, F. Nashashibi, E. Pollard, G. Trehard. Intelligent vehicles : integration and issues. *RFIA 2014 - Dix-neuvième congrès national sur la reconaissance de formes et l'intelligence artificielle*, 2014.

[3] P. Merdrignac, E. Pollard, F. Nashashibi. 2D Laser Based Road Obstacle Classification For Road Safety Improvement. *2015 IEEE International Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts*, 2015.

[4] P. Merdrignac, O. Shagdar, I. Ben Jemaa, F. Nashashibi. Study on Perception and Communication Systems for Safety of Vulnerable Road Users. *18th IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2015)*, 2015.

Système coopératif de perception et communication pour la protection des usagers vulnérables

Résumé : Les systèmes de transports intelligents coopératifs (C-ITS) offrent des opportunités pour améliorer la sécurité routière et particulièrement la sécurité des usagers vulnérables (VRU), *e.g.*, piétons et cyclistes. La principale source d'accidents provient de l'incapacité des usagers, véhicules et VRUs, à détecter le danger avant qu'une collision soit inévitable.

Nous introduisons un système de perception qui s'appuie sur les données des capteurs laser et caméra pour estimer l'état des VRUs entourant le véhicule. Une technique de classification multi-classes des obstacles routiers à partir de données laser a été développée en utilisant une méthode d'apprentissage statistique et une estimation bayésienne.

Nous proposons une architecture de communication véhicules-piétons (V2P) qui prend en compte les faibles ressources énergétiques des smartphones transportés par les piétons. Notre solution s'appuie sur les standards définis dans l'architecture de communication véhiculaire ETSI ITS et propose une dissémination géographique pour la communication V2P.

Un système coopératif perception/communication a le potentiel de gérer des scénarios de plus en plus complexes en combinant la capacité de la perception à estimer l'état dynamique des obstacles détectés et la capacité de la communication à échanger un contenu riche entre des usagers éloignés. Nous introduisons une fusion multi-hypothèses entre les informations de perception et de communication et une application pour smarthpone destinée à protéger les VRUs des dangers de la route.

Les solutions proposées au cours de la thèse sont évaluées sur des données réelles. Nous avons mené des expérimentations sur le campus d'INRIA démontrant les atouts d'un système coopératif de protection des usagers vulnérables.

Mots clés : ITS Coopératif, Sécurité des usagers vulnérables, Perception d'obstacles, Communication V2P, Classification multi-classes, Routage géographique, Fusion d'information

Cooperative perception and communication system for protection of vulnerable road users

Abstract: Cooperative intelligent transportation systems (C-ITS) have the opportunity to enhance road safety, especially the safety of vulnerable road users (VRU), *e.g.*, pedestrians and cyclists. Road accidents are mainly due to vehicles' and VRUs' inability to detect the danger before a collision cannot be avoided.

We introduce a perception system based on laser and camera sensors to estimate the state of VRUs located around the vehicle. A multi-class classification of road obstacles based on laser data has been developed using statistical machine learning and Bayesian estimation.

We propose an architecture for vehicles-to-pedestrians (V2P) communication which considers the weak energy resources of the devices carried by pedestrians such as smartphones. Our solution is relying on the standards defined by ETSI ITS architecture for vehicular communication and proposes geographical dissemination for V2P communication.

A cooperative perception/communication system can deal with scenarios which are becoming more and more complex by combining the ability of perception to estimate the dynamic state of detected obstacles and the ability of communication to exchange a rich content between distant users. We introduce a multi-hypotheses fusion between perception and communication information and a smartphone application dedicated to protect VRUs from road danger.

The solutions proposed during this thesis are evaluated on real data. We carried out real experiments on INRIA campus demonstrating the assets of a cooperative system for the protection of vulnerable road users.

Keywords: Cooperative ITS, VRU safety, Obstacle perception, V2P communication, Multi-class classification, Geographical routing, Information fusion

MINES ParisTech

ParisTech
INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
PARIS INSTITUTE OF TECHNOLOGY