POLYPUBLIE
Polytechnique Montréal

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL
UNIVERSITÉ D'INGÉNIERIE

Titre: Title:	Évaluation de la performance des capteurs véhiculaires pour la détection des usagers vulnérables
Auteur: Author:	Ghita Lâyile
Date:	2020
Type:	Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis
Référence: Citation:	Lâyile, G. (2020). Évaluation de la performance des capteurs véhiculaires pour la détection des usagers vulnérables [Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal]. PolyPublie. https://publications.polymtl.ca/5417/

Document en libre accès dans PolyPublie
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: PolyPublie URL:	https://publications.polymtl.ca/5417/
Directeurs de recherche: Advisors:	Martin Trépanier, & Nicolas Saunier
Programme: Program:	Maîtrise recherche en génie industriel

Ce fichier a été téléchargé à partir de PolyPublie, le dépôt institutionnel de Polytechnique Montréal
This file has been downloaded from PolyPublie, the institutional repository of Polytechnique Montréal

https://publications.polymtl.ca

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Évaluation de la performance des capteurs véhiculaires pour la détection des usagers vulnérables

GHITA LÂYILE

Département de mathématique et de génie industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

Génie industriel

Août 2020

© Layile Ghita, 2020.

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire est intitulé :

Évaluation de la performance des capteurs véhiculaires pour la détection des usagers vulnérables

présenté par **Ghita LÂYILE**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Samira KEIVANPOUR, présidente
Martin TRÉPANIER, membre et directeur de recherche
Nicolas SAUNIER, membre et codirecteur de recherche
Owen WAYGOOD, membre

REMERCIEMENTS

J'aimerais tout d'abord remercier mon directeur de recherche Martin Trépanier ainsi que mon codirecteur Nicolas Saunier, grâce à eux j'ai pu découvrir un nouveau domaine académique. Merci Messieurs, pour la patience que vous m'avez accordée tout au long de projet.

Je tiens aussi à souligner l'apport de l'entreprise Leddartech dans cette étude en donnant le lidar pour accomplir ce projet. Je suis aussi reconnaissante à Jalon Montréal, ainsi qu'à l'organisme national de recherche sans but lucratif MITACS, qui ont financé mon projet de recherche. J'aimerais aussi remercier le réseau de recherche en sécurité routière (RRSR) du Québec de m'avoir octroyé la bourse de fin d'études.

Mes sincères remerciements vont à Mohammed Benlarbi qui m'a encouragé dans les moments plus difficiles, pour son soutien technique et moral et pour sa participation bénévolement au premier test d'étude dynamique. Finalement, j'aimerais également remercier Ayoub Nokra pour sa participation à l'étude statique et Suzanne Pirie pour son aide durant la rédaction du mémoire.

RÉSUMÉ

L'automatisation graduelle des véhicules repose sur les systèmes d'aide à la conduite. Ces systèmes se basent sur les données de différents capteurs embarqués permettant de percevoir l'environnement et prendre une décision en cas de danger. Dans ce cadre s'articule ce présent projet qui vise à évaluer des capteurs de détection des usagers de la route (véhicule, piéton et cycliste) et d'obstacles. Bien que de nombreuses études d'évaluation des systèmes de détection ont été réalisées dans la littérature, ce sujet reste un défi. Ces études se concentrent sur l'évaluation d'un système composé de différents capteurs fusionnés. Cependant, ce travail évalue la performance des capteurs de manière indépendante. Cette étude vise à déterminer l'efficacité de ces dispositifs destinés à aider les conducteurs à éviter les collisions avec les usagers vulnérables et autres obstacles.

Ce présent rapport présente le choix et l'intégration des capteurs véhiculaires, la réalisation de l'expérimentation et la collecte de données dans la ville de Montréal. Les capteurs de détection en question sont un lidar à état stable (solide state) et des caméras de bord (dashcams) qui permettent de détecter les usagers de la route à proximité du véhicule. L'identification des interactions se repose sur des scénarios statiques et dynamiques.

Les scénarios statiques étudiés visent à examiner l'efficacité de lidar à la détection d'un piéton et d'un cône de signalisation. Par la suite, une analyse exploratrice a été réalisée pour chaque scénario. Les prédictions ont été extraites en identifiant les données atypiques (les mesures aberrantes) dans l'ensemble de données. La matrice de confusion a été générée en comparant les annotations manuelles et les prédictions. Le rappel du lidar avec l'approche de classification établie est 85,5 %. Nous analysons par la suite la performance sur la mesure de la distance pour le piéton et le cône en test statique. Nous avons calculé l'erreur moyenne absolue et le taux des mesures de la distance dans l'intervalle de tolérance 0,3 quand le piéton, ou le cône existent réellement dans le champ de vision du lidar avec des prédictions qui indiquent l'existence de ces détections. D'une façon générale, nous constatons que l'erreur ne dépasse pas 2,6 m pour tous les segments sauf le segment 12 qui a une erreur de 7,12 m. Mais, le taux des mesures de la distance dans l'intervalle de tolérance ne dépasse pas 52 %.

Pour l'étude dynamique, deux expériences ont été réalisées au centre de l'île de Montréal en hiver. La première expérience a duré plus que 2 heures à la fin de la semaine. La deuxième expérience a duré plus que 3 heures au milieu de la semaine. Des interactions avec les types d'usagers (voiture, piéton, cycliste) ont été analysées à partir des données collectées depuis le lidar. Pour les scénarios étudiés, les détections coïncident entre les segments voisins. Finalement, les caméras de bord sont incapables de détecter les usagers vulnérables avec une vitesse inférieure à 50 km/h. Nous constatons que les caméras Garmin 66 w et Thinkware Q800 ne sont pas destiné pour la détection des usagers vulnérables au milieu urbain.

ABSTRACT

Advanced driver assistance systems are based on various sensors, which record data and detect vulnerable road users. In that context, this project aims to evaluate obstacle and road user detection sensors through the study of interactions between road users. Numerous studies evaluating obstacle detection systems have been carried out in the literature. These studies focus on the evaluation of the fusion of different sensors. However, this work evaluates the performance of sensors independently.

This report presents the steps of the choice and the integration of vehicle sensors, the implementation of the experiment, and the data collection by circulating in dangerous zones in the city of Montreal. The detection sensors in question are a solid-state lidar and dashcams which detect road users near the vehicle. The identification of interactions is based on static and dynamic scenarios.

The static scenarios studied aim to examine the effectiveness of lidar in detecting a pedestrian and a traffic cone. After extracting the observations corresponding to the areas of interest, an exploratory analysis was carried out for each scenario. Objects of interest were extracted by identifying outliers. Confusion matrix was generated by comparing the actual and estimated detections.

In static scenarios, the lidar recall with the studied approach is 85.5%. Then, we analyze the performance on the measurement of the distance for the pedestrian and the cone in static test. The mean absolute error and the rate of the measurements of the distance on the tolerance range of 0,3 m were calculated when the pedestrian and the traffic cone exist in the field of view of the lidar and the predictions detect their presence. In general, the error does not exceed 2,6 m for all segments except segment 12 which has an error of 7,12 m. However, the rate of the measurements on the tolerance range do not exceed 52%.

For the dynamic study, two experiments were carried out in the center of the island of Montreal in winter. The first experience lasted more than two hours at the end of the week. The second experiment lasted more than three hours in the middle of the week. Interactions with the types of users (car, pedestrian, cyclist) were analyzed from the observations of lidar. We notice a strong

consistency in the distance to the object of interest between the neighboring segments. Finally, dashcams are not able to detect vulnerable users with speed below 50 km/h. Dashcams Garmin 66 W and Thinkware Q800 are not intended for the detection of vulnerable users in urban areas.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS III

RÉSUMÉ IV

ABSTRACT VI

TABLE DES MATIÈRES VIII

LISTE DES TABLEAUX XI

LISTE DES FIGURES XIII

LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS XVI

LISTE DES ANNEXES XVIII

CHAPITRE 1 INTRODUCTION 1

1.1 Mise en contexte 1

1.2 Objectifs 2

1.3 Structure du document 3

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE 5

2.1 Sécurité routière et ses facteurs 5

2.1.1 Facteurs influençant la sécurité routière 5

2.1.2 Méthode alternative d'analyse des accidents : l'analyse des conflits de circulation ... 6

2.2 Capteurs embarqués de détection 8

2.2.1 Capteurs de détection 9

2.2.2 Les algorithmes de détection 14

2.3 Expérimentations d'évaluation des capteurs 15

2.3.1 Collecte de données de conflit de la circulation 15

2.3.2 Évaluation de la performance de classification 16

2.3.3 Scénario statique 17

2.3.4 Scénario dynamique 18

CHAPITRE 3 EXPÉRIMENTATION 23

3.1 Sélection des capteurs 23

3.1.1 Étude comparative des capteurs de détection 23

3.1.2 Caractéristiques des capteurs 27

3.1.3 Installation des capteurs 30

3.2 Protocole de l'expérimentation statique 31

3.2.1 Choix du site d'expérimentation 31

3.2.2 Déroulement 32

3.2.3 Collecte et traitement de données du lidar 34

3.3 Protocole de l'expérimentation dynamique 36

3.3.1 Analyse accidentogène 36

3.3.2 Conception du circuit 40

3.3.3 Déroulement 40

3.3.4 Collecte et traitement de données 44

CHAPITRE 4 RÉSULTATS 49

4.1 Expérimentation statique 49

4.1.1 Analyse de données collectées de l'étude statique 49

4.1.2 Scénario 1 : piéton immobile à différentes distances 55

4.1.3 Scénario 2 : piéton en mouvement s'éloignant et se rapprochant du lidar 58

4.1.4 Scénario 3 : piéton traverse devant le lidar 60

4.1.5 Scénario 4 : présence d'un cône 62

4.2 Analyse et résultats 65

4.3 Expérimentation dynamique 74

4.3.1 Analyse comparée de la performance des caméras 74

4.3.2 Analyse de la performance du lidar 75

CHAPITRE 5 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS 92

5.1 Limites 93

5.2 Perspectives et recommandations 93

RÉFÉRENCES 95

ANNEXES 103

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 : Avantages et inconvénients de capteurs de détection 12

Tableau 2.2 : Matrice de confusion pour un problème de classification binaire 17

Tableau 2.3 : Résumé des expérimentations d'évaluation de la performance des capteurs dans la littérature 20

Tableau 3.1 : Caractéristiques du lidar.....28

Tableau 3.2 : Caractéristique des caméras de bord utilisées dans l'expérimentation 29

Tableau 3.3 : Type de Flag.....34

Tableau 3.4 : Description des données recueillies dans le test statique 35

Tableau 3.5 : Caractéristiques des deux tests dynamiques.....45

Tableau 3.6 : Description statistique des tests dynamiques (lidar) 47

Tableau 4.1: Les coefficients de corrélation de Spearman et Pearson entre l'amplitude et la distance en étude statique par segment.....54

Tableau 4.2 : Résultats de l'évaluation de l'étude statique.....69

Tableau 4.3 : Résultat du Taux de mesures à l'intérieur de l'intervalle de tolérance et de l'erreur moyenne absolue 71

Tableau 4.4 : Résultats de la régression linéaire entre la distance et le temps pendant l'interaction avec une voiture 83

Tableau 4.5 : Résultats de la régression linéaire entre la distance et le temps pendant l'interaction avec un piéton.....87

Tableau 4.6 : Résultats de la régression linéaire entre la distance et le temps pendant l'interaction avec un cycliste 91

Tableau A. 1 : Liste des caméras de bord les plus connues sur le marché……...……102

Tableau B. 1 : Liste des Lidars les plus connus sur le marché……...…..105

Tableau F. 1 : Annotations Manuelles de test statique……..…..117

Tableau G. 1: Annotations Manuelles du premier test dynamique……...…..119

Tableau H. 1 : Annotations Manuelles du deuxième test dynamique……..121

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1: Schéma de la synthèse des étapes de réalisation du projet 4

Figure 2.1 : Pyramide des niveaux de la gravité des accidents (Svensson, 1998) 7

Figure 2.2 : Les types des capteurs de détection 9

Figure 3.1: Illustration de champ de vision horizontal et vertical du capteur 25

Figure 3.2: Dessin de vue de dessus des emplacements des capteurs et de leurs champs de vision 30

Figure 3.3 : Aperçu des capteurs installés sur la voiture de test 31

Figure 3.4 : Aperçu du site d'expérimentation statique (image prise par la caméra Garmin 66 W du tableau de bord de la voiture de test).....32

Figure 3.5 : Les scénarios de test statique 33

Figure 3.6 : Nombre d'observations par segment pendant le test statique.....36

Figure 3.7 : Carte de chaleur du nombre d'accidents impliquant des décès et des blessées des usagers de la route entre 2012 et 2018 dans la ville de Montréal 37

Figure 3.8 : Nombre de décès et de blessés des usagers vulnérables selon l'heure de l'accident (Montréal, 2012-2018) 38

Figure 3.9 : Nombre de décès et de blessés des usagers vulnérables selon le mois (Montréal, 2012-2018).....39

Figure 3.10 : Nombre de décès et de blessés des usagers vulnérables selon le jour de la semaine (Montréal, 2012-2018) 39

Figure 3.11 : Circuit de l'expérimentation dynamique 40

Figure 3.12 : Les situations d'interaction entre la voiture de test (voiture noire) et les usagers de la route allant dans la même direction (la voiture noire est celle de l'expérimentation équipée d'un lidar et trois caméras comme illustrées dans la section 3.1.3). Les flèches indiquent la direction de déplacement des véhicules et des piétons. 43

Figure 3.13 : Les situations d'interaction entre la voiture de test (voiture noire) et un autre usager de la route allant dans une direction différente (la voiture noire est celle de l'expérimentation équipée d'un lidar et trois caméras comme illustrées dans la section 3.1.3). Les flèches indiquent la direction de déplacement des véhicules et des piétons. 44

Figure 3.14 : Circuit réel du test dynamique 1 46

Figure 3.15 : Circuit du test dynamique 2 47

Figure 4.1 : Variation de la distance en fonction du temps durant l'expérimentation statique.....52

Figure 4.2 : Variation de l'amplitude en fonction temps durant l'expérimentation statique 53

Figure 4.3 : Variation de l'amplitude par rapport à la distance durant l'expérimentation statique54

Figure 4.4 : L'image de la position du piéton (en haut) et la détection correspondante dans les données du lidar (en bas) à 1 m (gauche) et 5 m (droite).....56

Figure 4.5 : Variation de la distance en fonction du temps durant le scénario 1 57

Figure 4.6 : Variation de l'amplitude en fonction du temps durant le scénario 1.....58

Figure 4.7 : Variation de la distance en fonction du temps durant le scénario 2 59

Figure 4.8 : Variation de l'amplitude en fonction du temps durant le scénario 2.....60

Figure 4.9 : Variation de la distance en fonction du temps durant le scénario 3 61

Figure 4.10 : Variation de l'amplitude en fonction du temps durant le scénario 3.....62

Figure 4.11 : Relevé vidéo de la position du cône à 4 m, et la détection correspondante dans la visualisation du lidar 63

Figure 4.12 : Variation de la distance en fonction du temps durant le scénario 4 64

Figure 4.13 : Variation de l'amplitude en fonction du temps durant le scénario 4.....65

Figure 4.14 : Diagramme de boîte à moustache.....67

Figure 4.15 : Processus de détection d'un obstacle dans l'étude statique.....68

Figure 4.16 : Distribution de la distance di, t par segment pour les cas de vrais positifs.....72

Figure 4.17: Scénarios de test statique correspondant aux cas de faux négatifs.....73

Figure 4.18 : Distribution de la distance di, t par segment pour les cas de faux positifs.....74

Figure 4.19 : Exemple d'images captées par le système EON (a), la caméra Garmin 66W (b), la caméra Thinkware Q800 (c) et les mesures correspondantes du lidar (d) 75

Figure 4.20: Distribution de la distance pour le test dynamique 1.....77

Figure 4.21: Distribution de l'amplitude pour le test dynamique 1.....78

Figure 4.22 : Relevé de la vidéo avant l'interaction (a), et pendant l'interaction (b), avec une voiture 80

Figure 4.23 : Distance en fonction du temps par segment pendant l'interaction avec une voiture81

Figure 4.24 : Distance en fonction du temps pendant l'interaction avec une voiture (l'amplitude est indiquée par la taille de chaque point) 82

Figure 4.25 : Relevé de la vidéo avant l'interaction (a), et pendant l'interaction (b), avec un piéton 84

Figure 4.26 : Distance par rapport au temps par segment pendant l'interaction avec un piéton ...85

Figure 4.27 : Distance par rapport au temps pendant l'interaction avec un piéton (l'amplitude est indiquée par la taille de chaque point) 86

Figure 4.28 : Relevé de la vidéo avant l'interaction (a), et pendant l'interaction (b), avec un cycliste 88

Figure 4.29 : Distance par rapport au temps par segment pour l'interaction avec un cycliste 89

Figure 4.30 : Distance par rapport au temps pendant l'interaction avec un cycliste (l'amplitude est indiquée par la taille de chaque point) 90

Figure C. 1: Le matériel reçu avec les capteurs (a) EON, (b) Thinkware Q800, (c) Garmin 66W, (d) Leddartech M 16 LSR.....107

Figure C. 2: Vue de face du lidar M16 LSR 108

Figure C. 3: Assemblage final du lidar 109

Figure C. 4: Interface de l'application (Leddar Configurator).....112

Figure D. 1: Plan de fabrication tridimensionnelle de boitier du lidar.....115

LISTE DES SIGLES ET ABREVIATIONS

ABS	Antilock Braking System
CAN	Control Area Network
CNDS	Naturalistic driving studies
CNN	Convolutional Neural Networks
DSPP	Distance between Stop Position and Pedestrian
DVR	Digital Video Recorder
FLDA	Fisher's linear discriminated analysis
GPS	Global Positioning System
HMMWV	High mobility multipurpose wheeled vehicle
IQR	Interquartile Range
IVBSS	Integrated Vehicle-Based Safety Systems
LBP	Local Binary Pattern
Lidar	Light detection and Ranging
LSR	Laser
MEMS	Micro Electromechanical Systems
NIST	National Institute of Standards and Technology
NN	Neural Network
OBDII	On-board diagnostics

OPA	Optical phrase array
PET	Post-Encroachment Time
Radar	Radio Detecting and Ranging
RHM	Random Hyper surface Model
ROC	Receiver Operating Characteristics
SHRP2	Strategic Highway Research Program 2
Sonar	Sound Navigation Ranging
SUV	Sport Utility Vehicle
SVM	Support Vector Machine
TDPI	Time Difference to Point of Intersection
TOF	Time of Flight
TTC	Time to Collision
UART	Universal Asynchronous Receiver Transmitter
USB	Universal Serial Bus

LISTE DES ANNEXES

Annexe A Liste des caméras de bord les plus connues sur le marché 102

Annexe B Liste des Lidars les plus connus sur le marché 105

Annexe C Procédure d'Installation de capteurs 107

Annexe D Plan de fabrication tridimensionnelle de boitier du lidar.....115

Annexe E Méthodologie d'extraction de données des caméras Thinkware Q800 et Garmin 66W 116

Annexe F Annotations Manuelles de test statique 117

Annexe G Annotations Manuelles du premier test dynamique.....119

Annexe H Annotations Manuelles du deuxième test dynamique 121

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte

Le nombre de véhicules continue à augmenter année après année dans le monde (Smith, 2016). Celle-ci entraine un problème de santé publique causé entre autres par les accidents de la route et en particulier les blessées et les morts. Les études statistiques de l'organisation de santé mondiale montrent qu'environ 1,35 million d'usagers de la route décèdent chaque année sur les routes dont 54 % sont des piétons, cyclistes et motocyclistes (Radio-Canada, 2018). Lors d'une collision, ces usagers de la route font face d'un risque élevé de blessures graves ou de décès comparé à celui rencontré par les conducteurs de véhicule, puisqu'ils ne sont pas protégés comme dans un véhicule (Organisation for Economic Co-operation and Development, 1998). Ces usagers sont ainsi appelés des usagers vulnérables (Anaya et al., 2014). Au Québec, 359 des usagers de la route sont décédés en 2018, dont 32,9 % sont des piétons et motocyclistes. Le nombre de décès de piétons a connu une hausse de 1,4 % entre 2018 et 2019 (SAAQ, 2019). Dans l'agglomération de Montréal, il y a eu 529 collisions mortelles et 4040 blessés graves entre 2004 et 2016 (SAAQ, 2018).

Depuis plusieurs années, les systèmes avancés d'aide à la conduite ont connu d'énormes progrès. Ces systèmes assurent une automatisation partielle ou complète de la conduite. Ils reposent entre autres sur des capteurs intelligents et sur l'intelligence et le contrôle du véhicule. Ces capteurs permettent la perception de l'environnement du véhicule et aident le conducteur dans ses tâches (Horgan et al., 2015). Ces technologies améliorent la sécurité des usagers de la route et leur confort (Combs et al., 2019). Par exemple, le système anticollision est un système d'aide à la conduite qui repose sur des capteurs embarqués comme des caméras, des radars, des lidars ou une fusion de plusieurs types de capteurs. Ces derniers permettent d'identifier des obstacles et alertent le conducteur en cas de danger. L'ajout des caméras intelligentes à l'automobile permet d'éviter jusqu'à 30 % des collisions, et l'utilisation des lidars et radars peut éviter jusqu'à 90 % des collisions (Combs et al., 2019).

La perception de l'environnement des véhicules routiers nécessite un niveau de fiabilité et de performance élevé. La détection et l'identification des piétons et des cyclistes sont particulièrement complexes même dans des conditions environnementales normales. En effet, les piétons et les

cyclistes peuvent être arrêtés ou mobiles avec des tailles différentes par exemple les enfants et les personnes handicapées, portant des vêtements de couleurs différentes (Combs et al., 2019).

Les chercheurs utilisent les données et les rapports d'accidents pour analyser la sécurité routière. Cette analyse est limitée parce que les chercheurs doivent attendre que des collisions se produisent pour les analyser. Donc, il y a eu un intérêt pour développer des méthodes proactives de diagnostic de la sécurité routière. Pour cela, Perkins et Harris ont inventé en 1967 le concept de conflit de trafic comme une alternative aux accidents pour l'analyse de la sécurité routière (Zheng et al., 2014). Une définition a été proposée au premier atelier sur les conflits de la circulation en 1977 : un conflit « … est une observation de deux ou plusieurs usagers de la route qui se rapprochent dans l'espace et le temps à un point tel qu'il existe un risque de collision si leurs mouvements restent inchangés » (Amundsen et al., 1977; Chin et al., 1997).

1.2 Objectifs

L'objectif initial de cette étude consiste à étudier des dispositifs et des capteurs permettant de détecter des situations dangereuses comme des conflits de la circulation et des quasi-accidents. Mais à cause de la quantité limitée de données disponibles et encore plus de données de conflits sévères, nous nous sommes concentrés sur la détection des usagers de la route (véhicule, piéton et cycliste) et des obstacles. Dans cette optique notre projet consiste à évaluer la performance de capteurs de détection de véhicules, de piétons et de cyclistes. Après une analyse des capteurs disponibles sur le marché, une décision a été prise d'évaluer les caméras de bord (« *Dashcams* ») et un lidar 2D à état stable (*solide state*). Les objectifs spécifiques sont :

- Évaluer la performance des capteurs pour détecter un usager de la route ou un obstacle lors de la circulation en milieu urbain ;
- Évaluer la performance du lidar pour détecter un usager de la route ou un obstacle à l'arrêt et analyser la performance sur la mesure de la distance d'un usager ou d'un obstacle.

Après l'installation des capteurs étudiés, cette expérimentation consiste à collecter les données dans un ensemble de scénarios avec la voiture de test en arrêt et en circulation. À l'arrêt, le lidar est le seul capteur évalué pour la détection d'un piéton et un objet. En circulation, le lidar et les caméras de bord sont évalués pour la détection des usagers de la route incluant les véhicules et les obstacles.

1.3 Structure du document

La Figure 1.1 présente le plan ayant guidé la démarche de la recherche. Les nombres encadrés font référence aux sections concernées dans ce mémoire. Ce document est composé de cinq chapitres. Ce présent chapitre explique le contexte général du projet, ainsi que la portée et les objectifs principaux de l'étude. Le chapitre 2 de la revue de littérature permet de s'informer sur la situation actuelle de la sécurité routière, et ainsi de définir l'intérêt de l'analyse des événements de conflits de la circulation. L'objectif principal de cette section est aussi de définir les types de capteurs de détection et présenter les études expérimentales qui touchent de près notre sujet de recherche.

La conception de l'expérimentation est décrite via la démarche de préparation et la collecte de données selon les scénarios statiques et dynamiques. Cette phase commence par la sélection des capteurs (section 3.1). Un état de la technologie des capteurs de détection les plus pertinents a été présenté (section 3.1.1). Les caméras de bord et le lidar sont choisis selon un ensemble de critères. La démarche de la collecte et d'enregistrement de données y sont également présentés. Afin d'évaluer la performance du lidar, la section 3.2 présente les scénarios à réaliser pendant le test statique. Cette section est clôturée par une description de la collecte et du traitement des données. La section 3.3 présente l'expérimentation dynamique. Elle s'entame par une analyse de la situation de la sécurité routière à la ville de Montréal (3.3.1). Cette analyse permet d'identifier le circuit et la période de la collecte de données pour l'expérimentation dynamique (3.3.2 et suivantes). Par la suite, il s'agit d'établir les scénarios probables des événements à annoter. Pendant la collecte de données, des annotations manuelles ont été effectuées afin de faciliter la détermination des interactions selon les scénarios précisés. Après cette étape s'ensuit la phase de traitement de données collectées : l'observation de vidéos, l'extraction des données de localisation et de la vitesse des vidéos collectées.

L'analyse des résultats des tests statiques est présentée à la première section du chapitre 4 suivie, à la section suivante, d'une analyse comparée des événements entre les caméras et le lidar à partir des données collectées dans les scénarios dynamiques.

Le chapitre 5 présente la conclusion générale. Les limitations de ce projet et les perspectives de recherche sont formulées à ce chapitre.

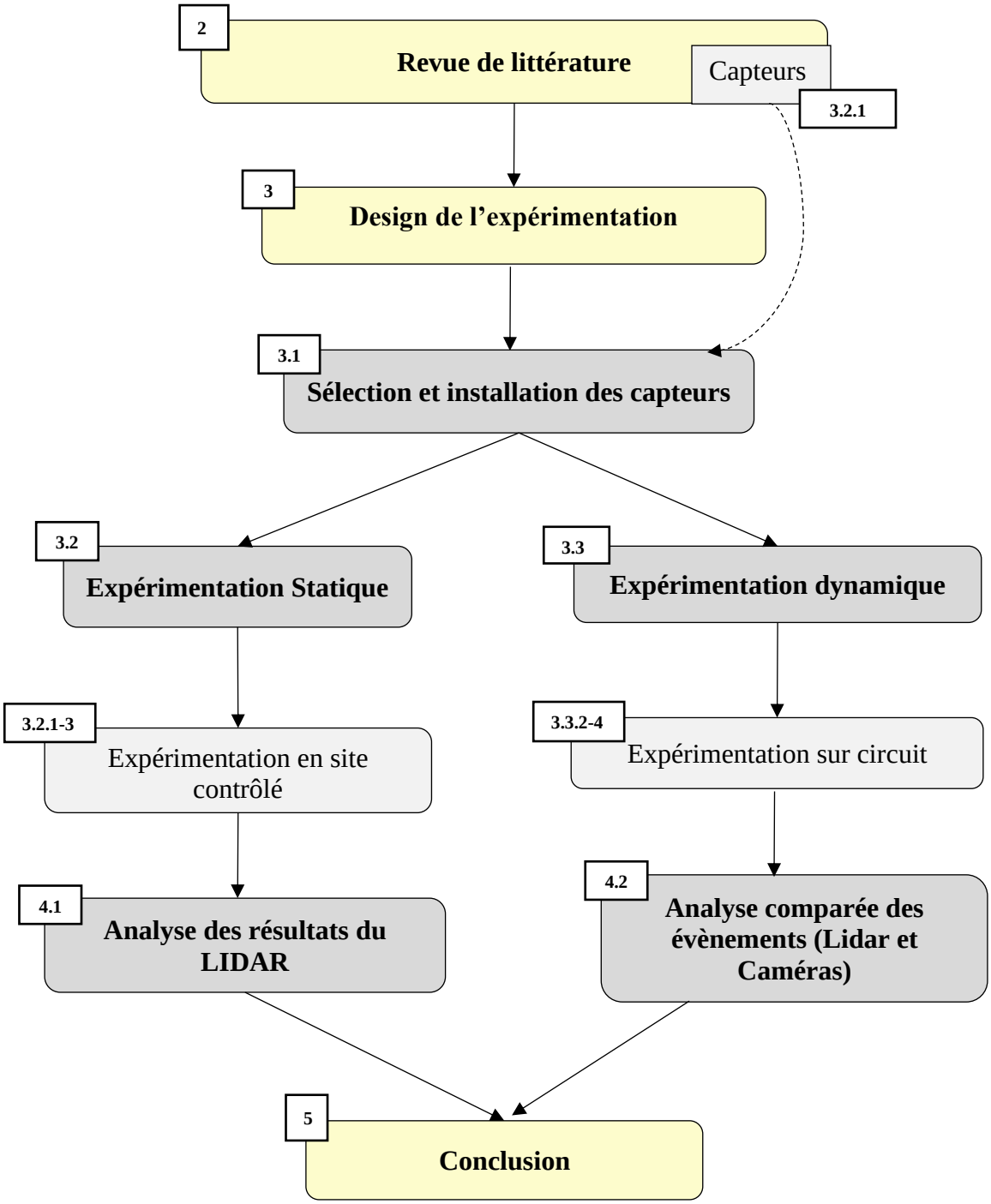

Figure 1.1: Schéma de la synthèse des étapes de réalisation du projet

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre résume les différentes tâches effectuées en lien avec les travaux de ce mémoire. Il commence par une introduction de la situation actuelle de la sécurité routière et l'importance de conflits de la circulation. Dans un second temps, il s'agit de définir les types et les caractéristiques des technologies embarquées de détection utilisés pour protéger les usagers de la route vulnérables. Finalement, une liste des expérimentations historiques d'évaluation de la performance des capteurs sera présentée.

2.1 Sécurité routière et ses facteurs

La sécurité routière reste un problème majeur de la santé publique à la ville de Montréal malgré une tendance à l'amélioration. Il y a eu une diminution du nombre d'accidents au Canada entre 1973 et 2018 (Statistique Canada, 2015). Le développement des différents systèmes d'aide à la conduite a contribué à diminuer le nombre des accidents. Par exemple, l'apparition du système de freins antiblocage ABS en 1978 permet d'éviter le blocage des roues en cas de freinage brusque (Schinkel et al., 2002). Cependant, les décès ont augmenté depuis 2016, surtout pour les piétons dont le nombre de décès a connu une croissance de 16,9 % en 2018 par rapport à la moyenne entre 2013 et 2017. Afin d'analyser la sécurité routière, il faut d'abord se concentrer sur les principales causes qui augmentent la fréquence et la gravité des accidents. Dans un second temps, cette section introduit l'alternative à l'étude des accidents : les techniques de conflits de trafic.

2.1.1 Facteurs influençant la sécurité routière

Une revue de littérature sur les facteurs qui favorisent les accidents a classifié quatre types de causes des accidents qui sont : les facteurs humains, les caractéristiques de la route, les caractéristiques des véhicules et les conditions environnementales (Ditcharoen et al., 2018). La vitesse est l'un des facteurs qui influencent la fréquence des accidents et leur gravité. Même avec une circulation fluide, la vitesse élevée peut causer des accidents (Imprialou et al., 2016) (Wang et al., 2013) parce que le temps de freinage augmente avec une vitesse plus élevée, spécifiquement dans des conditions météorologiques défavorables (St-Aubin, 2016). Les statistiques établies par la SAAQ montrent qu'entre 2013 et 2018, 44 % des motocyclistes décédés au Québec l'ont été principalement à cause de la vitesse. Ainsi, la SAAQ indique qu'une diminution de la vitesse de

circulation de 5 km/h peut diminuer les accidents de 15 % par année (SAAQ). Ils ont aussi trouvé que les « facteurs humains » ont une grande influence sur la probabilité d'avoir un accident. Une étude menée sur les autoroutes d'Angleterre a conclu que la fatigue du conducteur est un élément essentiel qui mène à des collisions graves (Michalaki et al., 2015). Selon la SAAQ, la fatigue du conducteur cause chaque année au Québec une moyenne de 78 décès et 8 532 blessés.

D'autres facteurs sont considérés en plus de la vitesse comme la conception géométrique (Imprialou et al., 2016). De même, une circulation congestionnée peut augmenter le risque d'accident (Wang et al., 2013). Des études des facteurs influençant le nombre des accidents ont mené à la conclusion que les facteurs humains sont la cause principale des collisions. La détection des usagers vulnérables permet de minimiser ces risques d'accident.

Les causes des accidents sont différentes et varient d'un article à un autre, tous dépendent des données observées et du degré de leur précision et de la localisation des accidents (Ditcharoen et al., 2018).

2.1.2 Méthode alternative d'analyse des accidents : l'analyse des conflits de circulation

L'approche d'analyse basée sur les accidents est une technique limitée parce que les chercheurs sont obligés d'attendre l'occurrence des collisions et la génération des rapports des accidents pour les analyser (Johnsson et al., 2018). Les accidents sont différents d'une année à l'autre bien que les conditions de circulation restent similaires (Laureshyn et al., 2016). C'est pourquoi il y a un grand intérêt à procéder à l'analyse de la sécurité routière en se basant sur d'autres approches comme le conflit de la circulation. Les techniques des conflits de trafic ont des procédures et définitions pratiques pour l'identification des conflits.

L'étude des conflits de circulation enrichit les analyses et les recherches dans le cadre de la sécurité routière. En effet, le concept de la pyramide de Hydén sur la Figure 2.1 se base sur l'idée que les accidents, les quasi-accidents et les conflits de la circulation ont les mêmes causes (El-Basyouny et al., 2013; Svensson, 1998). La différence se manifeste dans la fréquence et la sévérité de l'événement (Laureshyn et al., 2016). La sévérité de l'événement mesure selon les auteurs la probabilité de collision et/ou la gravité de la collision potentielle. La Figure 2.1 montre que les accidents sont en haut de la pyramide (le type d'événement le plus sévère et le plus rare), tandis

que la base de la pyramide comprend les passages normaux, sans risque particulier, sur la route. Dans l'article (Cheng et al., 2011), les auteurs ont comparé les conflits de la circulation en situation de suivi entre les véhicules avec les données historiques. Ils ont constaté que 17 % des quasi-accidents pouvaient devenir des accidents si le temps de freinage du conducteur avait été retardé de 0,2 s.

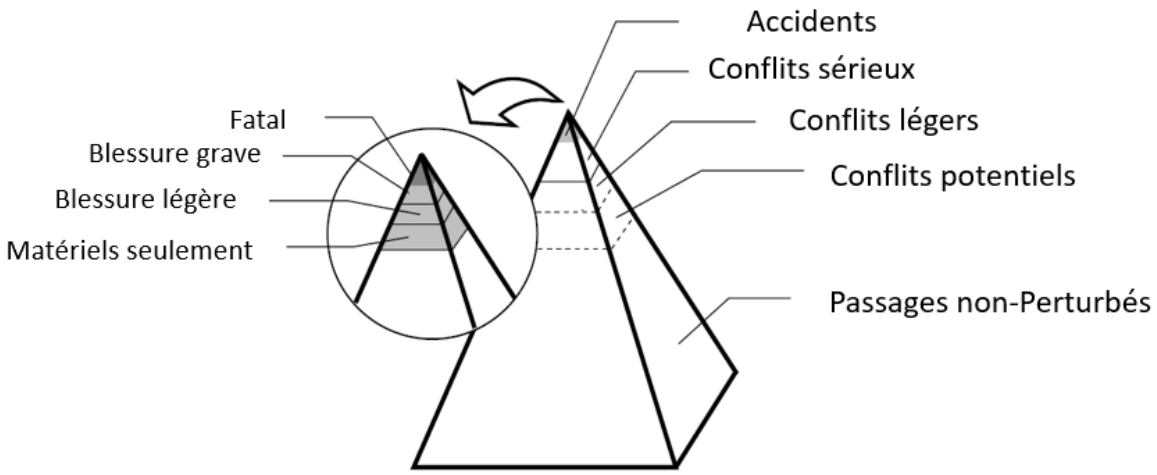

Figure 2.1 : Pyramide des niveaux de la gravité des accidents (Svensson, 1998)

La manœuvre d'évitement du conducteur comme le freinage, l'accélération ou la déviation peut définir l'existence d'un conflit de circulation. Il existe plusieurs indicateurs pour détecter un tel événement. Le temps à la collision (*Time To Collision*, TTC) est un indicateur qui représente le temps qui reste à la collision (Hayward, 1971). Cet indicateur se calcule de façon continue tant que les deux usagers sont sur une trajectoire de collision (Van der Horst, 1991) (Lord, 1996) (Sacchi et al., 2013). Les indicateurs d'identification de conflits de la circulation utilisés entre 2005 et 2015 se basent généralement sur le temps à la collision (Laureshyn et al., 2016).

L'indicateur (*Post-Encroachment Time*, PET) est défini par la différence de temps entre les moments où le premier usager de la route quitte la zone de conflit (la zone où les trajectoires observées des deux usagers se chevauchent) et le deuxième usage l'atteint (Allen et al., 1978; Peesapati et al., 2013; Songchitruksa et al., 2006). Cet indicateur repose sur l'observation des mouvements des usagers à la différence du TTC.

La décélération est la réaction la plus utilisée par les conducteurs pour éviter une collision (Hydén, 1987). La durée de décélération est un indicateur qui a été utilisé par les auteurs de l'article (Brill, 1972). La décélération sécuritaire (Topp, 1998) présente aussi un indicateur de la même famille qui se calcule par la décélération minimale qui permet d'éviter la collision. Une étude menée à Québec utilise des données GPS collectées par l'application mobile Montréal Trajet pour identifier les événements de freinage brusque et d'accélération sévère (Stipancic et al., 2018).

Les auteurs de l'article (Wu et al., 2018) ont discuté les paramètres d'identification des conflits de la circulation dans deux intersections pour évaluer la performance de la détection des piétons et des véhicules par un lidar (*Light detection and Ranging*). Le lidar a été fixé sur un trépied dans deux intersections. Le conflit de circulation a été mesuré par l'indicateur (*Time Difference to Point of Intersection*, TDPI) qui a la même définition que l'indicateur (*Post-Encroachment Time*, PET) (Wu et al., 2018). Cette étude a montré que cet indicateur ne fonctionne pas quand le véhicule s'arrête avant la zone de conflit, donc ils ont ajouté le coefficient (*Distance between Stop Position and Pedestrian*, DSPP). Ce coefficient calcule la distance entre les positions d'arrêt du véhicule et du piéton, ainsi que le profil de la vitesse du véhicule et sa distance avec le piéton pour définir les zones de risques.

Le nombre de conflits de circulation est supérieur à celui des accidents. C'est pourquoi l'analyse de ces conflits est une approche alternative à l'analyse des accidents (Zheng et al., 2014).

2.2 Capteurs embarqués de détection

Les capteurs embarqués permettent d'améliorer la sécurité des usagers de la route en aidant le conducteur pendant la conduite. Un capteur intelligent de détection comporte la partie physique (matériel) qui est le capteur et la partie logique (logiciel) qui est l'algorithme de détection et de la segmentation des signaux tirés des capteurs (Côté, 2018).

Les capteurs de détection peuvent être actifs ou passifs, ou une fusion des deux catégories (Lu, 2015). Les capteurs actifs utilisent leur propre énergie interne pour détecter l'objet selon le principe du temps de vol. Ce principe consiste à calculer la distance par la projection et la réflexion d'une source de lumière (lidar, radar, caméra du temps de vol) (Bengler et al., 2014). D'autre part, les capteurs passifs utilisent l'énergie d'une source externe comme le soleil pour la détection (caméras monoculaires ou stéréovision). Le système anticollision *brake control* a été implanté dans les

voitures de la marque Ford. Le système contrôle le véhicule même à faible vitesse : il utilise un lidar qui calcule la distance par rapport au véhicule précédent, alerte le conducteur et freine si le conducteur ne réagit pas (Romain, 2013). Le système de Volvo d'alerte et de freinage automatique de détection de piéton avertit le conducteur à l'approche d'une collision. Il freine automatiquement si le conducteur ne réagit pas (Coelingh et al., 2010).

La section suivante présente les différents types des capteurs de détection et les algorithmes de détection d'une manière non exhaustive.

2.2.1 Capteurs de détection

Les capteurs actifs de détection sont les radars, les lidars et les caméras. À l'aide de la vitesse de la propagation des ondes et le temps d'aller-retour de l'onde, le capteur calcule la distance de l'objet détecté. D'autres caméras de type passif utilisent le traitement d'image pour la détection. La section suivante décrit les différents types de capteurs qui sont destinés à la détection des obstacles dans l'automobile. La Figure 2.2 illustre les différents types de capteurs de détection utilisés dans les systèmes anticollision.

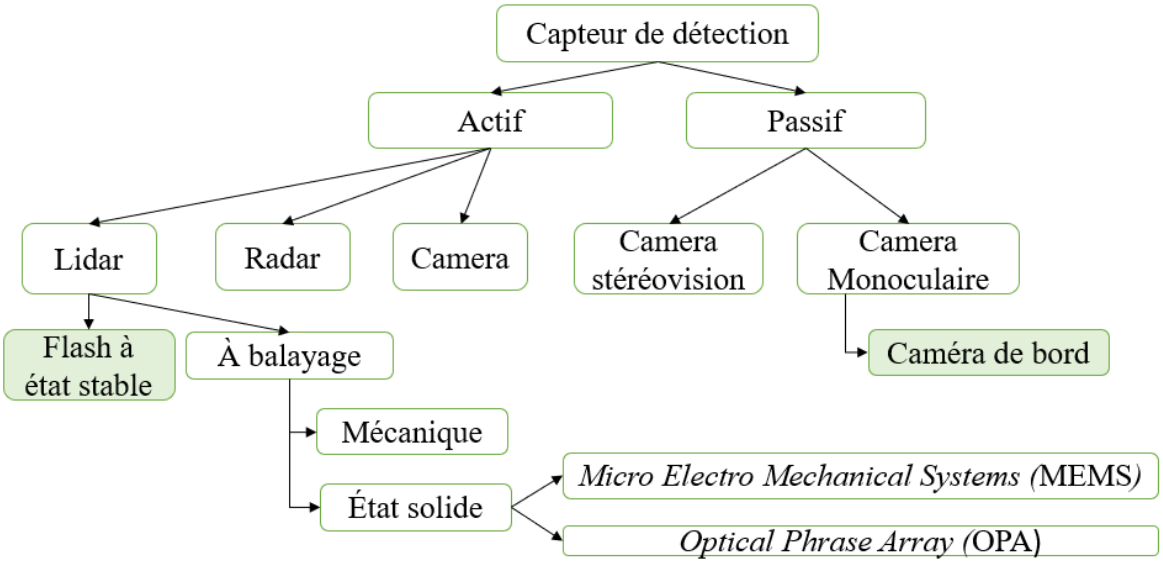

Figure 2.2 : Les types des capteurs de détection

2.2.1.1 Capteurs actifs

Le radar détecte les objets par ondes électromagnétiques. Il fonctionne dans les différentes conditions environnementales. Toutefois, le radar a une faible résolution angulaire, et une grande variation de la réflectivité qui diffère selon le type du matériel de l'objet détecté. Il est capable de détecter les véhicules correctement, mais il est moins performant dans la détection des piétons, de plusieurs objets en même temps et des petits objets.

Avec le développement du laser en 1960, les chercheurs ont accordé beaucoup d'intérêt aux lidars dans différents domaines de recherche. Ce lidar suit le principe de détection des radars, mais avec des faisceaux de lumière. Le temps d'émission et de réception du lidar est calculé avec la vitesse de propagation de la lumière pour mesurer la distance de l'objet détecté. Certaines limitations des lidars sont liées aux considérations nécessaires à la sécurité des yeux des utilisateurs. La longueur d'onde, la puissance, l'angle de divergence, la durée d'impulsion, et la direction d'orientation du lidar sont les facteurs qui influencent la sécurité des yeux. Les lidars doivent satisfaire la certification de protection des yeux.

Les lidars peuvent être classifiés selon leur stabilité (mécanique ou stable). La différence entre ces deux types est la direction de la propagation des faisceaux (Marti et al., 2019). Le lidar mécanique permet de détecter jusqu'à 360° grâce à son mouvement rotatif. Mais, son rapport signal sur bruit est élevé à cause des vibrations. En plus, sa taille est généralement volumineuse. Le lidar à état stable se caractérise par moins de vibrations, comparé au lidar mécanique, ce qui augmente la précision de la détection. Mais, son champ de vision est limité (Motaz Khader et al., 2018).

Également, les lidars se classifient selon leur méthode de détection (balayage *ou flash*) (voir la Figure 2.2). Le lidar à balayage (*scanning*) dévie les faisceaux à travers un collimateur vers la cible en illuminant chaque fraction de l'objet cible. Par la suite, chaque fraction se reflète dans le détecteur pour déterminer la distance (Yoo et al., 2018). Le lidar flash se caractérise généralement par un état stable. D'abord, l'émetteur illumine tout le champ de vision. Ensuite, le détecteur mesure la distance par rapport à la scène dans le champ de vision du lidar (Yoo et al., 2018). Cette méthode se caractérise avec un temps de réponse rapide, vu qu'il capte toute la scène à la fois. Mais le fait d'illuminer toute la scène à une grande distance est difficile (Motaz Khader et al., 2018). Le lidar mobile (mécanique) est le plus utilisé dans la détection des obstacles. Il permet de détecter jusqu'à 360° autour de lui. La plupart des lidars mécaniques se caractérisent par une méthode de

détection à balayage. Ils sont populaires grâce à leur rapidité de détection dans un grand champ de vision et sur de grandes distances (Marti et al., 2019; Motaz Khader et al., 2018).

Le lidar flash de type stable (*solid state*) se caractérise par une bonne précision et un traitement de données rapide. Ainsi, il détecte bien les petits objets. Toutefois, sa performance dépend des conditions environnementales (Motaz Khader et al., 2018).

Le lidar de type (*Micro Electro Mechanical Systems*, MEMS) est un capteur à état stable à balayage qui repose sur l'utilisation de petits miroirs directionnels (Yoo et al., 2018). L'angle d'inclinaison de ces miroirs varie lors de l'application d'un signal ou d'un stimulus ce qui permet de diriger les faisceaux dans les différentes directions (Motaz Khader et al., 2018; Yoo et al., 2018). Il se caractérise par un petit temps de réaction et une fréquence de résonance élevée ce qui permet de scanner l'objet cible rapidement (Rablau, 2019). Son avantage est sa capacité à s'ajuster pour détecter les petits objets en dirigeant les impulsions laser vers l'objet désiré. Cependant, la taille de miroir limite la détection aux petites portées. Ces solutions ont été mises en œuvre dans les capteurs Innoviz (de Delphi) et les Innoluce de Infenion (Rablau, 2019).

L'antenne réseau à commande de phase (*Optical Phrase Array*, OPA) est un lidar à état stable qui permet de diriger les faisceaux à l'aide d'un dispositif (modulateur de phase optique) aidant à gérer la vitesse de la lumière. Ceci contrôle la forme et la direction des ondes. Il permet la déviation des faisceaux dans différentes directions (Royo et al., 2019). Ceci le rend rapide, précis et stable. Son état stable permet d'atteindre une grande vitesse de balayage jusqu'à 100 kHz (Yoo et al., 2018).

La caméra de temps de vol est destinée aux courtes distances. C'est pourquoi plusieurs entreprises utilisent ces caméras à l'intérieur du véhicule. Par exemple, Tobii Technology l'utilise pour la détection des mouvements des yeux du conducteur (Lu, 2015) et Infineon qui a inventé une caméra 3D pour la surveillance du comportement du conducteur (Dielacher et al., 2018). En 2007, PMD Technologies a inventé une caméra au temps de vol qui permet de détecter les obstacles à l'extérieur du véhicule à l'aide d'émetteurs infrarouges (Hagebeuker et al., 2007). Ce produit peut donner des résultats erronés à cause de l'interférence avec une source de lumière externe.

2.2.1.2 Capteurs passifs

La caméra stéréovision se compose de deux capteurs d'image ou plus séparés par une certaine distance. Ces deux images sont capturées de deux angles différents, ce qui donne des informations

de profondeur à l'aide de plusieurs traitements. L'appariement entre les images permet de créer une disparité géométrique. De cette façon, la caméra sera capable à détecter les objets présents et mesurer la distance de l'objet cible. Mais, cette mesure nécessite un traitement d'énormément de points par images. Les algorithmes de détection employés pour ce traitement ne semblent pas efficaces pour un système anticollision (Lu, 2015). En plus, la distance couverte diminue pour les petits écarts entre les deux caméras. Le fournisseur Veoneer utilise un système stéréovision qui permet de détecter les obstacles jusqu'à 100 mètres.

Les caméras de bord dans les véhicules sont de type monoculaire, c'est-à-dire qu'elles se composent d'un seul capteur d'image. La caméra détecte les usagers de la route et les objets grâce à des méthodes de la vision par ordinateur qui permet de détecter, suivre et classifier l'objet d'intérêt (Dubey, 2016). En plus, les caméras de bord ne sont pas chères. Les types de ces caméras sont (Robinson, 2016) :

- la caméra à un seul objectif qui enregistre les vidéos dans la zone frontale de la voiture ; une fois le véhicule allumé, la caméra commence automatiquement à fonctionner ;

- deux caméras attachées à la même unité la première est attachée en avant et la deuxième est placé à l'arrière du véhicule (double objectif) ; elles sont utilisées pour la collecte des données à l'extérieur et à l'intérieur du véhicule afin de surveiller aussi le comportement du conducteur ;

- les systèmes (*Digital Video Recorder*, DVR), regroupant 4 ou 5 caméras comme les caméras de surveillance ; elles enregistrent des vidéos de toutes les directions du véhicule et elles se caractérisent par une grande capacité mémoire.

Pour conclure, le Tableau 2.1 résume les avantages et les inconvénients des différents capteurs de détection discutés.

Tableau 2.1 : Avantages et inconvénients de capteurs de détection

	Capteurs	Avantages	Inconvénients
Capteur actif	Radar	-un bon fonctionnement dans les différentes conditions environnementales	-une faible résolution angulaire -sa performance diminue dans la détection de piétons, de petits objets et de plusieurs objets en même temps

Tableau 2.1 : Avantages et inconvénients de capteurs de détection (suite et fin)

	Capteurs	Avantages	Inconvénients
	Lidar flash à état stable	-un temps de réponse rapide -la précision sur la mesure de la distance est bonne	-la distance de détection limitée -la performance de fonctionnement dépend de conditions environnementales - un risque pour la sécurité oculaire des utilisateurs -le champ de vision est limité
	Lidar mécanique à balayage	-un grand champ de vision -la détection des objets à grande distance	-une taille volumineuse -un risque de la sécurité oculaire des utilisateurs -la consommation d'énergie élevée -la fréquence d'image faible -le rapport signal sur bruit est élevé
	Lidar à état stable à balayage (*Micro Electro Mechanical Systems*, MEMS)	-la capacité de la détection de petits objets	-une distance de détection limitée -un risque pour la sécurité oculaire des utilisateurs
	Lidar à état stable à balayage (*Optical Phrase Array*, OPA)	-le taux de rafraîchissement de données élevées	-la distance de détection est limitée -le risque de la sécurité oculaire des utilisateurs
	Caméra	-une courte distance de détection	-les résultats sont erronés à l'existence d'une source de lumière externe.
Capteur passif	Caméra stéréovision	-la possibilité de la précision de la distance	-une taille volumineuse -une distance de détection limitée
	Caméra monoculaire	-un grand champ de vision -une grande capacité de mémoire -un coût raisonnable -une fréquence d'affichage entre 30 à 60 images par seconde	-la difficulté de calcul de la distance de l'objet détecté -un traitement complexe

2.2.2 Les algorithmes de détection

La performance du système de détection se base non seulement sur les caractéristiques physiques des capteurs, mais aussi sur des algorithmes de la détection et l'identification des usagers de la route. Cette section résume ces techniques de reconnaissance d'une manière non exhaustive.

Généralement, la détection des obstacles consiste au prétraitement, à la segmentation, et à la classification (Cheng et al., 2014; Geronimo et al., 2009).

Le prétraitement consiste à l'analyse de la scène existante dans le champ de vision de capteur. Cette analyse mesure la localisation de chaque région dans la zone de la détection et les spécifications ou les paramètres de mesure de chaque région. En plus, ceci permet, entre autres, d'éliminer les données indésirées et les informations bruitées (Dubey, 2016).

La segmentation consiste à grouper les zones de la scène détectée afin de séparer les zones hétérogènes. Par exemple, elle sépare l'arrière-plan et les objets dans la zone détectée (Zhang et al., 2014). La soustraction de l'arrière-plan permet d'obtenir les régions d'intérêt (Gidel, 2010).

Les données extraites peuvent être des données de la position comme la distance de l'objet, l'angle de vision, les caractéristiques d'orientation, la hauteur du véhicule, et l'intensité de réflectivité (Cheng et al., 2014), la symétrie pour la détection des véhicules (Bensrhair et al., 2002), la couleur (Tsai et al., 2007) et l'ombre (Sun et al., 2004; Tzomakas et al., 1998), pour les piétons les caractéristiques de mouvement et des apparences (Gavrila et al., 2004). L'algorithme de l'appariement semi-global permet de calculer la carte de profondeur (Zhang et al., 2014) et la technique bayésienne (*Random Hyper surface Model*, RHM) permet d'estimer la forme de l'objet détecté.

La classification consiste à préciser le type de l'objet dans la région d'intérêt. Les deux méthodes de classification se basent soit sur un modèle de correspondance ou un modèle d'apprentissage machine (Mukhtar et al., 2015). La première consiste à calculer la corrélation entre la région d'intérêt extraite et des gabarits prédéfinis. Par exemple, la comparaison avec les différents types de véhicules permet de mesurer les similarités entre la région d'intérêt et les gabarits. La deuxième méthode se base sur un algorithme de classification comme les machines à support de vecteurs (*Support Vector Machine*, SVM) (Cheng et al., 2014; Han et al., 2015; Zhang et al., 2014). Ils se basent sur la théorie de l'apprentissage statistique qui est développée par (Vapnik, 1999). Les SVM

sont parmi les outils de classification les plus performants (Xu et al., 2011) qui ont été utilisés pour la détection des motocyclistes (Mukhtar et al., 2015). Il existe d'autres techniques de classification comme *Adaboost* (Huang et al., 2004; Premebida et al., 2007; Zhang et al., 2014), les réseaux de neurones (*Neural Network*, NN) (Gavrila et al., 2004), l'analyse discriminante linéaire (*Fisher's linear discriminated analysis*, FLDA) (Premebida et al., 2009), et la classification par cascades (Xu et al., 2011). Dernièrement, les méthodes de l'apprentissage profond sont devenues les plus utilisées, comparées aux méthodologies précédentes (Wei et al., 2018). Par exemple, il existe les réseaux neurones complexes qui se composent de plusieurs couches comme le réseau de neurones à convolution (*Convolutional Neural Networks*, CNN).

2.3 Expérimentations d'évaluation des capteurs

Les capteurs de détection rencontrent de nombreux défis technologiques et climatiques dans le milieu urbain (Wu et al., 2018). Donc, ils doivent être testés pour évaluer leur performance dans la détection des usagers de la route et des obstacles. En plus, ils peuvent être utilisés pour l'analyse de conflits de circulation. Avant de citer les articles qui évaluent les capteurs de détection en situation statique ou dynamique, il est nécessaire de présenter les méthodes de collecte de données de conflit de la circulation. Il faut noter que les scénarios statiques consistent à tester les capteurs fixés sur un véhicule ou un support alors que le véhicule est à l'arrêt. Pour les scénarios dynamiques, l'expérience se réalise en fixant les capteurs sur un véhicule en mouvement.

2.3.1 Collecte de données de conflit de la circulation

Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes utilisées pour identifier les conflits de circulation (Guo et al., 2010; Laureshyn et al., 2016; Zheng et al., 2014) :

- La première est l'observation sur le terrain ou par l'intermédiaire de vidéos collectés dans un endroit spécifique par des observateurs entrainés et qualifiés. En premier temps, l'observateur s'entraine sur les définitions opérationnelles du conflit à travers une formation sur la méthode d'identification de l'occurrence des conflits. Les observateurs peuvent décrire les événements d'une façon subjective. C'est pourquoi il existe une variation de l'évaluation entre observateurs. En plus, les observations sur le terrain sont chères. L'analyse des vidéos est aussi couteuse.

- La deuxième méthode est la détection et le suivi automatiques des usagers de la route et l'analyse des interactions entre les usagers de la route. Cette méthode permet de collecter les données de la circulation et de conflits. Généralement, les caméras vidéo sont installées sur de hauts supports avec des caméras de bonne qualité. Mais, cette méthode rencontre un problème dans la précision dans la détection et le suivi des usagers (Ismail et al., 2009; Ooi et al., 2019).
- La troisième méthode est connue sous le nom d'études de conduite naturaliste, *Naturalistic driving studies*. Cette méthode consiste à installer des capteurs sur des véhicules pour enregistrer les données de la conduite en tout temps, ainsi que les données de conflits de la circulation. Les données collectées résident dans les données cinématiques comme l'accélération, la vitesse et la position des véhicules et les données vidéo de la circulation et du conducteur. Ces données collectées aident à préciser les conflits de la circulation entre les voitures équipées des capteurs et les autres usagers de la route (véhicule, piéton, cycliste) et les obstacles. Il existe plusieurs études de ce type comme le *Strategic Highway Research Program 2* (SHRP2) aux États-Unis (*UDrive*) en Europe et les études de conduite naturaliste (*Naturalistic driving studies*, CNDS) au Canada.

2.3.2 Évaluation de la performance de classification

La matrice de confusion fait partie des outils d'évaluation de la performance des capteurs. La matrice de confusion résume les résultats de prédictions sur un problème de classification de K classes. Dans ce cas la matrice de confusion serait une matrice de K×K, où M_{ij} est le nombre d'objets de vraie classe *i* prédit dans une classe *j*. Plusieurs indicateurs peuvent être extraits de la matrice de confusion (Beauxis-Aussalet et al., 2014). Les mesures d'évaluation par classe sont :

- la précision « *positive predictive value* » : est la proportion des objets corrects parmi tous les objets prédits dans la classe *i*. Elle revient à la sensibilité ou la spécificité respectivement pour les classes positives ou les classes négatives dans le cas binaire : Pi $=\frac{M_{ii}}{\sum_k M_{ki}}$
- le rappel : est la proportion des objets corrects parmi tous les objets de la classe *i*, soit : Ri$=\frac{M_{ii}}{\sum_j M_{ij}}$

En classification binaire, la matrice se compose de quatre nombres :

- le nombre de vrais positifs VP est le nombre d'objets de vraie classe prédit dans une classe positive.
- le nombre de vrais négatifs VN est le nombre d'objets de vraie classe prédit dans une classe négative.
- le nombre de faux positifs FP est le nombre d'objets de la classe fausse prédit dans la classe positive.
- le nombre de faux négatifs FN est le nombre d'objets de la classe fausse prédit dans la classe négative. Un faux négatif indique la situation la plus dangereuse pour la sécurité routière. Cette situation reflète l'absence de la détection dans le cas de la présence d'un usager de la route ou d'un obstacle.

Le Tableau 2.2 illustre une synthèse des mesures d'évaluation en cas de nombre de classes K=2.

Tableau 2.2 : Matrice de confusion pour un problème de classification binaire

	Classe prédite		
Classe réelle	Vrai Positif (VP)	Faux Négatif (FN)	Sensibilité ou Rappel=$\frac{VP}{VP+FN}$
	Faux Positif (FP)	Vrai Négatif (VN)	Spécificité=$\frac{VN}{VN+FP}$
	Précision= $\frac{VP}{VP+FP}$		Exactitude= $\frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}$

Afin de visualiser la performance des capteurs avec différents classifieurs, des courbes représentatives peuvent être créées comme la courbe « *Receiver Operating Characteristics* » (ROC) qui représente la sensibilité par rapport à la spécificité. La courbe commence toujours au point (0,0) et se termine au point (1,1). La droite qui lie ces deux points sépare deux espaces. Le classifieur fait moins d'erreurs quand l'aire sous la courbe augmente.

2.3.3 Scénario statique

La performance du lidar de Leddartech fusionné avec une caméra Raspberry a été évaluée par les auteurs de l'article (Vignesh et al., 2018). Ils ont conclu que la fusion entre les deux capteurs permet d'améliorer la précision de la détection. Les auteurs de l'article (Wu et al., 2017) ont comparé la fusion d'un lidar Velodyne VLP 16 et d'une caméra avec le lidar Velodyne HDL64E seul. Ce

dernier est plus cher que le premier capteur. L'expérimentation a été réalisée dans un endroit fermé avec plusieurs personnes. Le résultat montre que la performance de la détection du lidar Velodyne VLP 16 fusionné avec la caméra est meilleure que la performance du lidar Velodyne HDL64E. Dans l'article (Schneider et al., 2016), les auteurs ont mené deux tests statiques pour comparer les lidars dans la détection des piétons à différentes distances. Les résultats de la comparaison sont résumés sur le Tableau 2.3.

D'autres articles ont testé les capteurs pour la détection des piétons cachés par d'autres objets. Par exemple, des tests avec un radar de 77 GHz sont présentés dans l'article (Bartsch et al., 2012). Les résultats montrent qu'un piéton entre deux véhicules stationnés ne peut pas être identifié par le radar. Les auteurs de l'article (García et al., 2012) ont testé à l'arrêt l'efficacité de deux lidars SICK (LMS et LRS). Il est à noter que le lidar SICK LRS a un champ de vision de 360° et une distance de détection jusqu'à 250 m qui sont supérieurs à ceux du lidar SICK LMS qui a un champ de vision de 180° et une distance de distance jusqu'à 80 m. En comparant la largeur de véhicule réelle et prédite, ils ont constaté que le lidar SICK LMS est performant pour la détection des obstacles proches même dans les conditions climatiques sévères, alors que le lidar SICK LRS est destiné à la détection des grandes distances à une grande vitesse. Les auteurs de l'article (Gidel et al., 2008) ont montré qu'un lidar IBEO à quatre plans détecte mieux que celui à un seul plan. Les auteurs de l'article (Szabo et al., 2007) ont évalué statiquement un lidar double fixé sur un support pour les différents distances, angles et réflectivités. Ce test montre que l'exactitude est 99,9 % et l'erreur sur la distance de détection varie avec la réflectivité des objets détectés. Les auteurs de l'article (Perrone et al., 2010) ont testé un système de stéréovision avec le radar continental pour détecter des piétons et un bus dans des zones urbaines. Ils ont représenté les courbes de trajectoires des piétons et de bus détectés en fonction du temps. Ils ont trouvé la difficulté à identifier la vitesse du piéton détecté. En plus, la caméra stéréo a une mauvaise performance pour les grandes distances.

2.3.4 Scénario dynamique

Les capteurs Velodyne HDL64E, Neptec, IBEO LUX 8L, GDRS XR et Optech Lynx SG ont été testés par les auteurs de l'article (Schneider et al., 2016) à l'extérieur dans un circuit fermé à une vitesse entre 30 et 60 miles/h pour détecter des objets placés à différentes distances. En observant les données collectées, ils ont constaté que le lidar Velodyne HDL64E est performant. En plus, la performance du capteur Neptec est très proche des spécifications décrites par le constructeur, mais

la vitesse de scan des données est longue. La distance de détection du lidar IBEO est acceptable, alors que les lidars Optech et GDRS ne détectent pas les objets à de grandes distances. En parallèle aux scénarios statiques, les auteurs de l'article (Gidel et al., 2008) ont réalisé des scénarios dynamiques à une vitesse entre 5 et 10 km/h pour la détection de piétons. Ils ont trouvé que la performance de la détection avec le lidar à quatre plans est meilleure qu'avec celui à un seul plan, mais la performance diminue avec le mouvement de la voiture. Les auteurs de l'article (Szabo et al., 2007) ont testé dynamiquement un lidar double pour une vitesse entre 36 et 108 km/h. Les scénarios dynamiques testés ont été identifiés en analysant les statistiques des accidents. Les premiers tests montrent que le lidar détecte les objets et les piétons. Les auteurs de (Shashua et al., 2004) ont collecté les données de la circulation au Japon, à Munich, à Detroit et en Israël pendant 50 h pour évaluer le système de vision EYEQ de Mobileye. À l'aide de la matrice de confusion, ils ont calculé la précision et la courbe *Receiver Operating Characteristic* (ROC). Le résultat indique que le système détecte les piétons, les véhicules et les obstacles dans les conditions climatiques normales. Mais, sa performance de détection des usagers de la route et des obstacles diminue pendant la nuit et dans les conditions climatiques sévères.

Tableau 2.3 : Résumé des expérimentations d'évaluation de la performance des capteurs dans la littérature

Article	**Scénario**	**Année**	**Capteurs utilisés**	**Objectif**	**Méthodologie**	**Résultat**
(Vignesh et al., 2018)	Statique	2018	-la caméra Raspberry pi V2 -Leddartech M16	-évaluer la performance d'un lidar fusionné avec une caméra	-le scénario consiste à détecter un piéton dans un espace contrôlé.	-la fusion entre le lidar et la caméra améliore la performance de détection. -la distance de détection est insuffisante.
(Wu et al., 2017)	Statique	2017	-Velodyne VLP 16 -Caméra -Velodyne HDL64E	-comparer la fusion de lidar Velodyne VLP 16 et une caméra avec le lidar Velodyne HDL64E	-le premier scénario détecte une zone avec 12 piétons qui marchent -le deuxième scénario détecte de 5 à 10 piétons qui marchent dans le champ de vision du lidar. -les capteurs ont été calculés par le calcul de la précision et l'exactitude.	-la fusion de la caméra et du lidar Velodyne VLP16 à une exactitude (*accuracy*) de 99,16, ce qui est beaucoup mieux que le lidar Velodyne HDL64E avec une exactitude de 98,91.
(Schneider et al., 2016)	Statique	2015	-Velodyne HDL64E -IBEO LUX 8L -GDRS XR microLADAR -Optech ILRIS-HD	-comparer la performance des lidars	-3 piétons se déplacent devant les capteurs à une distance de 50, 100 et 150 m. -chaque piéton traverse la route et retourne à sa position initiale.	-Velodyne détecte les piétons à 50 et 100 m, mais la forme de piétons n'est pas correctement identifiée -IBEO détecte le piéton à 50 m -GDRS XR n'a pas détecté les piétons -Optech ILRIS-HD est le seul lidar qui a pu détecter les 3 piétons en même temps.
	Statique		-Velodyne HDL64E -IBEO LUX 8L -GDRS XR microLADAR -Neptec OPALECR -Optech ILRIS-HD		-le véhicule se déplace en face à l'inverse de la voiture équipée des lidars étudiés à une vitesse de 60 miles/h.	-Velodyne détecte le véhicule jusqu'à 100 m (mieux que IBEO et GDRS XR). -Neptec détecte du véhicule jusqu'à 240 m -Optech ILRIS-HD détecte le véhicule jusqu'à 300 m.
	Dynamique		-Velodyne HDL64E, -Neptec -IBEO LUX 8L -GDRS XR -Optech Lynx SG	-comparer les performances de détection des lidars pour une vitesse de 60 miles/h avec une voiture militaire (*High mobility Multipurpose wheeled vehicle*, HMMWV)	-un objet a été placé sur différentes distances.	-Velodyne se caractérise par une bonne précision de la détection, mais cette précision diminue à une grande vitesse. -Neptec est le meilleur pour une vitesse de 60 miles/h. -IBEO identifie des objets (panneaux) jusqu'à 200 m. -GDRS XR micro n'est pas performant pour les grandes distances -Optech Lynx SG1 ne détecte pas les objets à partir de 175 m.

Tableau 2.3 : Résumé des expérimentations d'évaluation de la performance des capteurs dans la littérature (suite)

Article	Scénario	Année	Capteurs utilisés	Objectif	Méthodologie	Résultat
(Bartsch et al., 2012)	Statique	2012	-radar (77 GHz)	-évaluer la performance du radar	-l'expérience a été réalisée sur deux étapes : -la première est avec un piéton caché par un véhicule en parking -la deuxième étape consiste à un piéton qui s'arrête entre deux véhicules stationnés -les mesures d'évaluation ont été calculées comme la précision et le rappel	-ils ont constaté que 95 % des piétons peuvent être classifié correctement dans les conditions optimales, mais en conditions réelles cette reconnaissance est limitée. -dans l'expérimentation de l'occlusion, le radar n'a pas pu différencier entre le piéton et le véhicule stationné.
(García et al., 2012)	Statique	2011	-lidar LRS-1000 de SICK -lidar LMS-291 de SICK	-vérifier la performance de détection des lidars utilisés	-les scénarios statiques ont été réalisés pour deux véhicules qui s'approchent et s'éloignent. -les véhicules ont été choisis selon le degré de réflectivité le plus difficile pour les lidars.	-le Lidar LMS détecte les véhicules avec une bonne performance à de petites distances. Ce lidar détecte les véhicules mêmes dans les conditions climatiques sévères. -le Lidar LRS détecte les véhicules à de grandes distances. En plus, il détecte les véhicules même à de grandes vitesses.
(Gidel et al., 2008)	Statique	2008	-lidar IBEO à 4 plans	-comparer un capteur avec un plan et un capteur avec 4 plans de IBEO pour la détection et le suivi des piétons	-jusqu'à 5 piétons apparaissent et disparaissent dans le champ de la vision pendant 20 s.	-le résultat montre que le lidar à 4 nappes aide à augmenter le taux de détection et à réduire le taux de fausses détections.
	Dynamique				-jusqu'à 5 piétons apparaissent et disparaissent dans le champ de la vision.	-le résultat montre que le lidar à 4 nappes permet d'augmente le taux de détection et de réduire les fausses détections. -ils ont montré qu'il a plus de difficulté de la détection en mouvement entre 5 à 10 km/h.
(Szabo et al., 2007)	Statique	2007	-double laser scanner -3 caméras -système de mesure de distance	-évaluer la détection d'un objet par un système de lidar double	-l'erreur de détection a été calculée pour chaque scénario. -le laser scanner a été fixé sur un support sur des distances différentes avec des angles différents pour détecter les objets de différentes réflectivités.	-la détection est bonne avec une exactitude de 99,9 %, l'erreur de l'angle de détection a été ± 0,5°. -le lidar peut détecter un objet qui se caractérise par une réflectivité de 50 % jusqu'à 72 m. -le lidar peut détecter un objet qui se caractérise par une réflectivité de 2 % jusqu'à 60 m.

Tableau 2.3 : Résumé des expérimentations d'évaluation de la performance des capteurs dans la littérature (suite et fin)

Article	Scénario	Année	Capteurs utilisés	Objectif	Méthodologie	Résultat
	Dynamique			-évaluer la détection d'un objet placé dans différentes distances pendant la conduite dans 10 passages à une vitesse qui varie entre 36 et 108 km/h	-le test 1 consiste à évaluer les capteurs pour l'alerte de collision frontale : deux véhicules dans la même voie, le premier commence à freiner, le deuxième véhicule attend l'alerte du système. Un autre scénario avec véhicule arrêté et dans une pente. -le test 2 évalue le système pour alerter le départ de la voie afin de diminuer la vitesse dans le virage. -le test 3 consiste à détecter un véhicule lourd au changement de voie. -le test 4 évalue l'alerte du système pendant le changement de voie entre deux véhicules, l'un dans la voie de départ et l'autre de la voie d'arrivée.	-les résultats initiaux montrent que l'exactitude de la détection est supérieure à 95 %.
(Perrone et al., 2010)	Statique	2007	-capteur stéréo vision -radar (Continental ARS30)	-évaluer la performance de la détection de la caméra stéréo en la comparant à un radar pour détecter des piétons et un bus en zone urbaine	-le premier scénario consiste à évaluer la vitesse et la distance de deux piétons qui passent dans la zone frontale du véhicule qui est équipé des capteurs. -le deuxième scénario consiste à évaluer la performance du système pour calculer la vitesse et la distance d'un bus qui circule tout droit en avant du véhicule jusqu'à une distance de 40 m à une vitesse de 50 km/h.	-pour le premier scénario, la caméra est capable de préciser la distance de la détection des piétons. Mais, il est difficile à identifier leur vitesse. -pour le deuxième scénario, la précision de la distance diminue. -en comparant la précision de la détection de la caméra stéréovision avec le radar, la performance de la détection de la caméra diminue à de grandes distances. Mais, la caméra est capable de différencier entre les piétons et le bus.
(Shashua et al., 2004)	Dynamique	2004	-EYEQ Mobileye	-tester l'algorithme pour la classification du capteur	-l'expérimentation consiste à évaluer les données collectées pendant 50 h au Japon, à Munich, à Detroit et en Israël.	-dans la journée et pour des conditions météorologiques normales, la performance du système est satisfaisante. En dehors de ces conditions, la performance du système diminue.

CHAPITRE 3 EXPÉRIMENTATION

Dans ce chapitre, l'approche méthodologique du projet est présentée, la conception de l'expérimentation est décrite dans trois sections. La section 3.1 débute par une étude comparative des capteurs de détection des obstacles et des usagers de la route existants sur le marché pour sélectionner les capteurs évalués. Les caractéristiques de ces capteurs et leurs procédures d'installation sont présentées dans la même section. Le protocole de l'expérimentation selon les scénarios dynamique et statique est proposé dans les sections 3.2 et 3.3.

3.1 Sélection des capteurs

Cette étape discute des différentes solutions et technologies possibles pour la détection des piétons et cyclistes, les critères principaux de sélection de ces technologies et les spécifications des capteurs choisis.

3.1.1 Étude comparative des capteurs de détection

Les critères considérés pour choisir les capteurs à évaluer pour ce projet sont :

- Le capteur doit détecter les usagers de la route (véhicule, piéton et cycliste) dans les zones frontales de la voiture en mouvement et en arrêt.
- Le capteur étudié doit collecter les données suivantes :
    - La distance du lidar par rapport aux obstacles et usagers de la route
    - Les données de localisation (*Global Positioning System*, GPS) : il est souhaitable d'avoir les données GPS collectées pendant la conduite (Park et al., 2016). Cette option permet de préciser la localisation des interactions et la vitesse du véhicule pendant l'événement.
    - L'heure de l'événement : Cette information permettra d'associer temporellement les données de différents capteurs.
- L'adaptation aux différentes conditions météorologiques : il est souhaitable que les capteurs fonctionnent aux températures froides, aux intempéries (neige, vent, pluie) et à de hautes températures.

- Distance maximale de détection : l'arrêt du véhicule nécessite une distance qui dépend de la vitesse du véhicule. Il est donc nécessaire de détecter un objet suffisamment loin pour que le conducteur ou un système d'aide à la conduite ait le temps de freiner avant la collision. Plusieurs aspects peuvent affecter la distance de détection comme les conditions climatiques, la puissance du capteur et le facteur de réflexion de la surface visée (Clark, 2016).
- Les capteurs doivent fonctionner à une tension qui ne dépasse pas la tension de la voiture qui est 12 V (Tontio).
- Coût : le capteur doit avoir un bon rapport qualité-prix.

Cette étape illustre une liste des critères techniques considérés importants qui ont été soulevés dans la revue de littérature.

Il est nécessaire de discuter quelques spécifications des caméras qui sont :

- Le champ de vision : cette caractéristique dépend des zones à couvrir dans l'enregistrement vidéo (Dashcam-voiture, 2019).
- L'alerte en cas de danger de collision est un critère important de choix de la caméra de bord. Par exemple : l'alerte de danger de collision frontale, l'alerte en cas de dépassement de la vitesse limitée, l'alerte en cas de sortie de la voie. (Tummala et al., 2019).
- La protection d'enregistrement des incidents à l'aide de l'accéléromètre (*G-sensor*) : Les vidéos sont enregistrées en continu et la caméra efface les anciens enregistrements au fur et à mesure. Cette fonction permet de sauvegarder les segments vidéo en cas d'incident (Dashcam-voiture, 2019).
- La résistance aux conditions climatiques : généralement, les caméras qui utilisent un supercondensateur résistent mieux à haute température que celles qui utilisent une batterie de type lithium-ion (Robinson, 2016). Il est à noter que le condensateur stocke l'énergie sous forme électrique, puis la libère au besoin. Il se charge et se décharge rapidement. Il résiste à haute température. Tandis que, la batterie de type lithium-ion stocke son énergie sous forme chimique, qui la convertit à une charge électrique pendant le déchargement. Elle fournit une tension constante lors de la décharge. En plus, elle pose un grand risque d'explosion à une température supérieure à 65 °C (Wang et al., 2005).

Les spécifications du lidar à discuter sont :

- Champs de vision horizontal et vertical : sont les portions de l'espace pour lesquelles le lidar peut détecter les objets cibles. Un exemple de champ de vision de la zone couverte par un capteur est illustré sur la Figure 3.1. Plus le champ de vision horizontal est large, plus le capteur sera capable de surveiller les différentes zones autour de la voiture. Un grand champ de vision vertical permet d'identifier les détails de la forme de l'objet détecté.
- Résolution angulaire horizontale et verticale : consiste à la capacité du lidar à distinguer entre deux objets proches à la même distance. Elle est affectée par la stabilité et la rigidité du capteur. Par exemple, un capteur de champ de vision horizontal de 120° et un de vision verticale de 40° avec une résolution angulaire de 0.1°, mesure 1200 points horizontalement et 400 points verticalement, soit 480000 points par scan (Mcenery Convention Center, 2018).

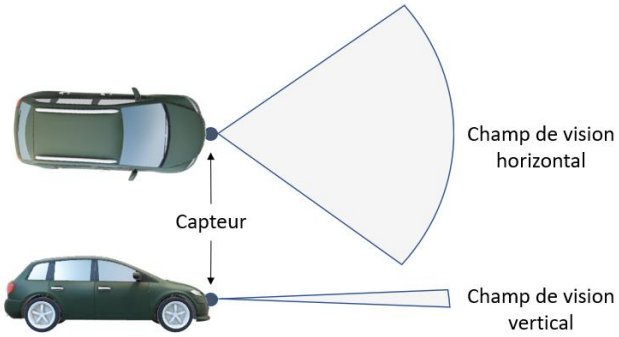

Figure 3.1: Illustration de champ de vision horizontal et vertical du capteur

- Longueur d'onde : en général, il existe deux longueurs d'onde, 905 ou 1550 nm. Un système avec la longueur d'onde de 1550 nm permet au lidar d'avoir une bonne performance dans les différentes conditions météorologiques (Motaz Khader et al., 2018). Mais, en comparant les deux longueurs d'onde, un système avec une longueur d'onde de 1550 nm consomme une grande puissance électrique parce qu'il envoie un nombre important de rayons laser pour atteindre une meilleure performance (Clark, 2016). Mais, il sera difficile d'assurer une grande puissance électrique sur le véhicule. En général, les lidars posent un grand risque à la sécurité oculaire des utilisateurs. Donc, un lidar avec une longueur d'onde de 1550 nm est une meilleure solution pour la sécurité oculaire des utilisateurs, comparée à un lidar avec une longueur d'onde de 905 nm (Pei, 2019).

Une liste des meilleures caméras de bord de détection disponibles sur le marché a été présentée dans un tableau à l'annexe A. Par la suite, une étude comparative a été effectuée pour les caméras.

Il faut noter que ces technologies se développent d'une manière continue, les informations ont été tirées des sites des constructeurs des lidars et des caméras de bords en mars 2019.

Le système EON est un ordinateur avec une caméra intégrée. En 2015, George Hotz a développé un programme d'aide à la conduite (*Open pilot*) dont le code est disponible sous une licence open source (libre). Ce système permet de conduire une automobile sans contrôle du conducteur. Mais, le système *openpilot* n'est pas capable de conduire la voiture du début à la fin du trajet : par exemple le système ne détecte pas les feux de circulation. Dans le cas d'un virage aux carrefours, le conducteur doit contrôler la voiture. Le système ne respecte pas les limites de la vitesse. C'est pourquoi le conducteur qui doit régler la vitesse de la conduite. Ce système inclut les fonctions de régulateur de vitesse adaptatif, de centrage de voie automatisé, d'alerte de collision frontale et d'alerte de la sortie de la voie. En plus, il inclut une caméra de surveillance intérieure qui avertit le conducteur en cas de distraction. Mais, ces fonctionnalités ne sont disponibles que pour des modèles de voiture spécifiques (Comma ai, 2019). Il est recommandé d'utiliser une voiture fabriquée après 2015. Il est généralement nécessaire que les voitures adéquates pour le système incluent un système d'aide au maintien de voie ou un système d'aide au stationnement (Comma ai, 2018). L'accès aux données de ces systèmes se réalise par la carte adaptateur *Giraffe*. Mais, l'utilisation d'une ancienne voiture nécessite l'ajout de moteurs, radars et actionneurs dans la voiture, mais ces modifications peuvent réduire la performance et la sécurité de la voiture (Comma ai, 2018).

Panda est un système qui reçoit et envoie des données de Bus CAN avec la voiture comme la vitesse, accélération et la décélération. Sa fonction principale est la lecture des données des capteurs installés dans le véhicule. Ce système connecte la caméra avec le système de diagnostic embarqué du véhicule (*On-Board Diagnostic System*, OBDII[1]) via le port du même nom. En plus, il existe un modèle de Panda (Gray Panda) qui comporte un capteur de position GPS. À l'aide de la collecte

---

1 Dispositif embarqué qui contrôle le moteur, une partie du châssis, de la carrosserie, ainsi que le réseau de diagnostic de la voiture.

des vidéos et des données de Bus CAN des utilisateurs du système EON avec Panda, comma.ai développe des modèles d'apprentissage automatique, afin d'entrainer le système à conduire. L'intérêt de l'ajout de Panda consiste à récupérer les données de Bus CAN pendant la conduite. Le but d'acheter EON avec Panda consiste à enregistrer les détections des usagers de la route et des obstacles faites par le système (utilisées dans le système *openpilot*).

Les autres caméras de bord considérées sont de type monoculaire. Les caméras de la marque Garmin, Moi Mivue J60, Yi Smart et Thinkware Q800 se caractérisent par la capacité de la détection des usagers de la route. Par la suite, la caméra Yi Smart a été exclue à cause de son mauvais fonctionnement aux températures très basses. Finalement, la caméra Moi Mivue J60 a été éliminée, vu que la qualité de ses vidéos diminue avec la présence du soleil. Généralement, les utilisateurs des caméras de bord suggèrent les marques Garmin et Thinkware.

La comparaison des caméras listées a montré que les meilleures caméras sont : EON qui se caractérise par sa capacité de détecter les usagers de la route et les obstacles, Thinkware Q800 et Garmin 66w qui se caractérisent par leur option d'alerte en cas de danger de collision en avant du véhicule. Ces caméras sont considérées comme un système d'avertissement en cas de danger et se caractérisent par leur capacité de détection des piétons et des cyclistes.

Le lidar Leddartech M16-LSR a été donné par Leddartech (Leddartech, 2019). Ce modèle a été choisi après une discussion avec eux, en respectant les critères précédents. Une liste non exhaustive des lidars les plus utilisés a été répertoriée afin de présenter les différences entre le lidar donné par Leddartech et les autres technologies (annexe B).

Les produits de Leddartech se caractérisent principalement par un rapport qualité-prix intéressant. Ce lidar a montré sa performance dans plusieurs expériences (Bécsi et al., 2017; Vignesh et al., 2018). La prochaine section présente les spécifications des capteurs étudiées.

3.1.2 Caractéristiques des capteurs

Dans cette section, il s'agit de présenter les principales caractéristiques des capteurs de détection utilisés dans l'expérimentation.

Comme déjà expliqué, le lidar de Leddartech M16 (Laser, LSR) est un lidar à état stable, qui se compose d'un faisceau laser émetteur et 16 récepteurs. En communiquant avec le support de Leddartech, ils ont expliqué que chaque segment de lidar peut détecter jusqu'à 5 objets à des

distances différentes à condition que l'objet proche n'obscurcisse pas complètement les autres objets. Il permet l'acquisition et la visualisation de données à travers un câble (*Universal Serial Bus*, USB) en temps réel et une acquisition de données jusqu'à 100 Hz. Le lidar se caractérise par une bonne fiabilité dans les conditions climatiques sévères et une bonne robustesse grâce à son état stable. Plusieurs options d'interface sont disponibles pour installer le lidar. Le bus de données (*Controller Area Network* ,CAN) (Li et al., 2008), le bus universel en série (*Universal Serial Bus*, USB) (Lynn, 1997), la connexion RS-485 (Lv et al., 2010) et l'émetteur-récepteur asynchrone universel (*Universal Asynchronous Receiver-Transmitter*, UART) (Wang et al., 2011) sont des protocoles qui permettent la communication entre les capteurs, les actionneurs et les contrôleurs électroniques de la voiture en utilisant un simple câblage. Les caractéristiques du lidar Leddartech M16 LSR sont résumées sur le Tableau 3.1.

Le but d'acheter EON avec Panda consiste à enregistrer les détections des usagers de la route et des obstacles faites par le système. L'intégration du système Panda avec la caméra EON permet d'accéder au bus de données (CAN). Mais, les données collectées ne sont pas enregistrées d'une façon continue. À la réception de la caméra, l'utilisateur a un accès à un espace de stockage limité sur le nuage (*cloud*) avec la possibilité d'accéder aux données collectées de Bus CAN à partir d'un navigateur web.

Les caméras Garmin 66W et Thinkware Q800 sont des systèmes d'avertissement du conducteur. Ces caméras alertent en cas de danger frontal et en cas de franchissement des lignes délimitant la voie. Lors d'alertes, des segments de vidéos enregistrés sont sauvegardés dans un dossier spécifique. Pour la caméra Thinkware, la fonction d'avertissement en cas de danger frontal s'active à toutes les vitesses. Cependant, la caméra Garmin n'active cette fonction que lorsque la voiture dépasse une vitesse de 48 km/h. La caméra avertit le conducteur s'il ne respecte pas une distance suffisante avec les voitures meneuses. La qualité de détection diminue en cas d'intempéries. En plus, elle ne détecte pas les véhicules dans le cas d'une distance de séparation supérieure à 40 m et inférieure à 5 m entre l'avant du véhicule et l'arrière du véhicule meneur. Les caractéristiques techniques des caméras de bord sont présentées dans le Tableau 3.2.

Tableau 3.1 : Caractéristiques du lidar

Capteur	Leddartech M16 LSR_R-75J0008
Type	Lidar à état solide
Champs de vision	48° x3°

Tableau 3.1 : Caractéristiques du lidar (suite et fin)

Nombre de segments	16
Distance maximale (n)	45
Température de fonctionnement (°C)	-40 à 85
Longueur d'onde (nm)	905
Tension (V)	12 à 30
Interface	CAN, USB, RS-485, UART
Dimensions (mm)	62x64x66
Précision sur la mesure de la distance (cm)	±5
Taux de rafraîchissement de données (Hz)	Jusqu'à 100

Tableau 3.2 : Caractéristique des caméras de bord utilisées dans l'expérimentation

Capteur	Type	Champs de vision	Taux de rafraîchissement des données (Images/ seconde)	Résistance à la température °C	Type d'alerte	Type de données collectées
Garmin 66 W	Caméra monoculaire	180°	30	-20 à 55	Danger frontal, sortie de la voie, Avertissement en cas de reprise de la circulation pendant la conduite	Vidéos, GPS, vitesse, segment vidéo en cas d'avertissement
Thinkware Q800	Caméra monoculaire	140°	30	-10 à 60	Danger frontal, sortie de la voie, Alerte en cas de dépassement de la vitesse de la zone de la conduite	Vidéos, GPS, vitesse, segment vidéo en cas d'avertissement
EON Comma.ai	Système d'aide à la conduite avec caméra monoculaire	180°				Vidéos, données de bus CAN, GPS

3.1.3 Installation des capteurs

La procédure d'installation des capteurs, leurs paramétrages et les précautions à prendre en compte pendant la collecte de données sont présentés sur l'annexe C.

En général, les caméras de bord sont fixées au milieu du tableau de bord de la voiture : c'est l'endroit optimal pour enregistrer la zone frontale du véhicule. Pour le lidar, il est préférable qu'il soit placé à l'extérieur du véhicule, sur le pare-chocs de la voiture. La Figure 3.2 illustre les emplacements des caméras et de lidars choisis. Le lidar est branché au bloc d'alimentation à courant continu. Il s'allume dès qu'il détecte une source d'alimentation. Le bloc d'alimentation est branché à l'allume-cigarette à travers l'adaptateur répartiteur. En connectant le lidar à un ordinateur portable à travers le câble USB, il est possible de commencer manuellement l'enregistrement des données. La caméra EON est connectée par un câble (USB) à Panda, branché au port OBDII de la voiture. L'antenne (GPS) est branchée au connecteur Panda. Il est recommandé d'installer l'antenne le plus perpendiculaire possible au ciel à la médiane du pare-brise du véhicule. Les caméras Garmin 66W et Thinkware Q800 sont alimentées par l'allume-cigarette. Les caméras Garmin 66W, Thinkware Q800 et le lidar sont alimentés simultanément par l'allume-cigarette. L'installation globale des capteurs sur la voiture de test est présentée sur la Figure 3.3.

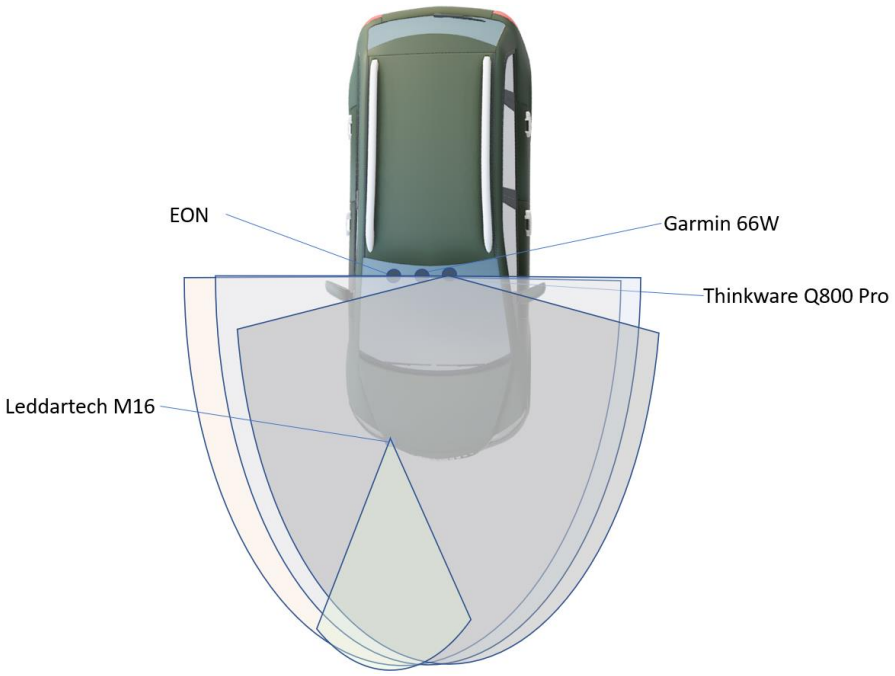

Figure 3.2: Dessin de vue de dessus des emplacements des capteurs et de leurs champs de vision

Figure 3.3 : Aperçu des capteurs installés sur la voiture de test

3.2 Protocole de l'expérimentation statique

Cette section illustre la procédure d'expérimentation statique, les scénarios étudiés, le déroulement de l'expérimentation et les étapes de la collecte et du traitement des données. Il est à noter que la voiture de test est une voiture utilitaire sportive (*Sport Utility Vehicle*, SUV) de la marque Ford Escape fabriquée en 2006.

3.2.1 Choix du site d'expérimentation

Le but de cette étude est d'évaluer la performance du lidar lorsque le véhicule est à l'arrêt dans un site contrôlé. Il faut noter que le lidar est le seul capteur évalué dans ce test, car les fonctions des caméras ne sont activées que lorsque le véhicule est en mouvement.

Le test s'est déroulé dans le stationnement intérieur du pavillon Lassonde de Polytechnique Montréal. La Figure 3.4 illustre l'emplacement de l'expérimentation. Le mur se trouve à 13 m du lidar.

Figure 3.4 : Aperçu du site d'expérimentation statique (image prise par la caméra Garmin 66 W du tableau de bord de la voiture de test)

3.2.2 Déroulement

La Figure 3.5 présente les scénarios testés, inspirés des articles (Chen et al., 2014; Vignesh et al., 2018). Des distances d'un à douze m ont été marquées sur le sol à l'aide d'un ruban scotché. Nous avons choisi des vêtements noirs pour le piéton afin d'évaluer le cas extrême parce que la couleur noire est la moins réflective parmi toutes les couleurs.

Dans le scénario (1), le piéton s'immobilise au milieu devant le lidar à différentes distances, sans bouger. Le piéton commence à une distance d'un mètre. Il s'immobilise pour une période et se déplace à deux mètres. Il refait le même scénario à chaque mètre jusqu'à douze mètres.

Dans le scénario (2), le piéton marche sans s'arrêter vers le lidar, de douze mètres à un mètre. Dans le même scénario, il s'éloigne ensuite du lidar, d'un mètre à douze mètres.

Pour le scénario (3), le piéton traverse devant le lidar, de gauche à droite, puis de droite à gauche, à chacune des distances marquées sur le sol.

Dans le scénario (4), un objet (un cône) de couleur orange est placé au début devant le lidar à différentes distances. Par la suite, le cône est placé à 1 m du lidar et le piéton traverse devant le

lidar à une distance de 3 m. L'intérêt est de tester la détection du piéton alors qu'un obstacle est déjà présent.

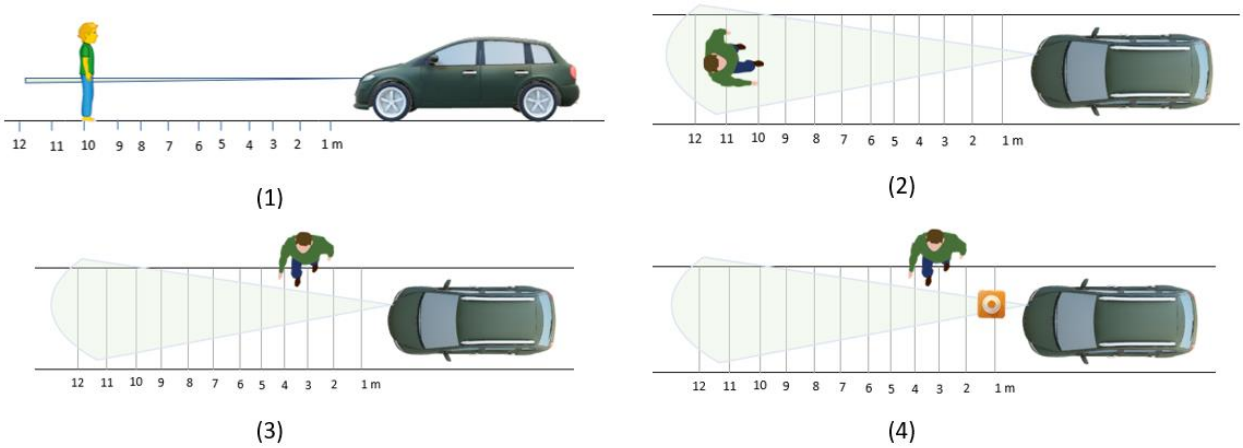

Figure 3.5 : Les scénarios de test statique

Pendant le test, des annotations ont été faites pour faciliter la synchronisation des données collectées avec l'horloge des vidéos. Ces annotations sont :

- Date et heure du début de l'expérimentation (format JJ/DD, HH : MM : SS) : l'heure exacte est tirée de l'ordinateur, puisque le lidar enregistre la date et l'heure du fichier sur l'ordinateur. Cette annotation aide à synchroniser l'heure entre les données collectées par le lidar et les caméras de bord.
- Heure de fin d'enregistrement : l'heure de l'arrêt de l'enregistrement du lidar.
- Heure pour chaque scénario statique : l'heure du début de chaque scénario statique.
- Scénario : le scénario pendant chaque période de temps.
- Distance de chaque piéton : la distance du piéton à la voiture selon le scénario.
- Luminosité : source de lumière artificielle normale ou forte.
- Couleur de vêtements du piéton détecté.

Les annotations détaillées des tests statiques sont illustrées dans l'annexe F.

3.2.3 Collecte et traitement de données du lidar

L'application *Leddar Configurator* permet d'enregistrer les données collectées manuellement sur l'ordinateur soit sous format (. LTL) ou texte. Les données collectées sont :

- Temps t : présente le temps en millisecondes depuis l'allumage du lidar.
- Segment i : indique le faisceau de la détection par 16 segments de 0 à 15 comme affiché sur la Figure C.4 sur l'annexe C. Il reflète l'angle horizontal de position de l'objet détecté.
- Distance : indique la distance en mètres de l'objet détecté. $D_{i,t}$ est la liste des $n_{i,t}$distances mesurées pour le segment i à l'instant t.
- Amplitude : identifie la réflectivité de l'objet détecté qui dépend de la lumière incidente et du matériau. Les couleurs et la luminosité sont des facteurs qui peuvent faire varier l'amplitude. Par exemple, l'amplitude de la couleur blanche est plus grande que celle de la couleur noire. Il n'existe pas une référence ou un catalogue de la variation d'amplitude. L'amplitude est mesurée en quantité (*Counts*). C'est l'unité utilisée dans le convertisseur analogique numérique du récepteur. $A_{i,t}$ est la liste des $n_{i,t}$ mesures d'amplitude pour le segment i à l'instant t.
- Flag : indique le type de détection, dont les valeurs possibles sont présentées dans le Tableau 3.3.

Les images et les données des vidéos sont prises avec la caméra Garmin. Ces vidéos permettent de préciser la position exacte du piéton et son comportement dans le cas des signaux bruités.

Tableau 3.3 : Type de Flag

Flag	Type de détection
1	Détection valide
9	Détection valide, mais avec un signal saturé : ceci indique que la précision de la mesure peut être hors-norme pour l'appareil, mais celui-ci la considère tout de même comme étant valide.
65	Détection peut être causée par de la diaphonie2

[2] La diaphonie (*crosstalk*) : est un phénomène d'interférence entre les signaux qui provoque une dégradation de la précision de la mesure de la distance d'un objet lorsqu'un ou plusieurs objets avec une réflectivité élevée sont détectés dans un même segment à distance similaire

Tableau 3.3 : Type de Flag (suite et fin)

Flag	Type de détection
35	Détection est causée par l'existence de plusieurs détections valides dans le même segment à des distances très proches les unes des autres.
99	Combinaison de détections de type 35 et de type 65, qui sont influencées par une diaphonie

L'expérimentation statique a duré 23 minutes. Il est à noter que le fichier de type texte sauvé par l'application n'inclut que les détections valides de type flag 1. Mais, les enregistrements visuels (enregistrés dans un fichier .ltl) sur le fichier de la visualisation sur l'application *Leddartech Configurator* comportent tous les types de flags. Les observations pour les autres types de flag ne sont pas valides de façon certaine. La colonne de flag dans la base de données a été supprimée parce que la colonne flag vaut toujours 1.

Le Tableau 3.4 présente une description statistique des données brutes de toute l'expérimentation. On remarque que 25 % des observations ont une distance inférieure à 0,04 m, incluant des valeurs négatives. Ceci peut être expliqué par le fait que la précision sur la mesure de la distance du lidar est de 0,05 m. Aussi, nous enregistrons une distance maximale de 19,47 m, bien que le mur soit situé à 13 m : cette mesure n'est pas affichée sur les figures dans l'analyse suivante. La moitié des observations a une amplitude inférieure à 14,41. De plus, il existe une forte variation de distance et d'amplitude autour de la moyenne.

Tableau 3.4 : Description des données recueillies dans le test statique

	Amplitude (quantités)	Distance (m)
Nombre d'observations	147928	
Moyenne	51,11	3,76
Écart type	93,56	4,14
Minimum	0,01	-0,5
Premier quartile	10,11	0,04
Deuxième quartile	14,41	3,1
Troisième quartile	33,75	6,21
Maximum	794,8	19,47

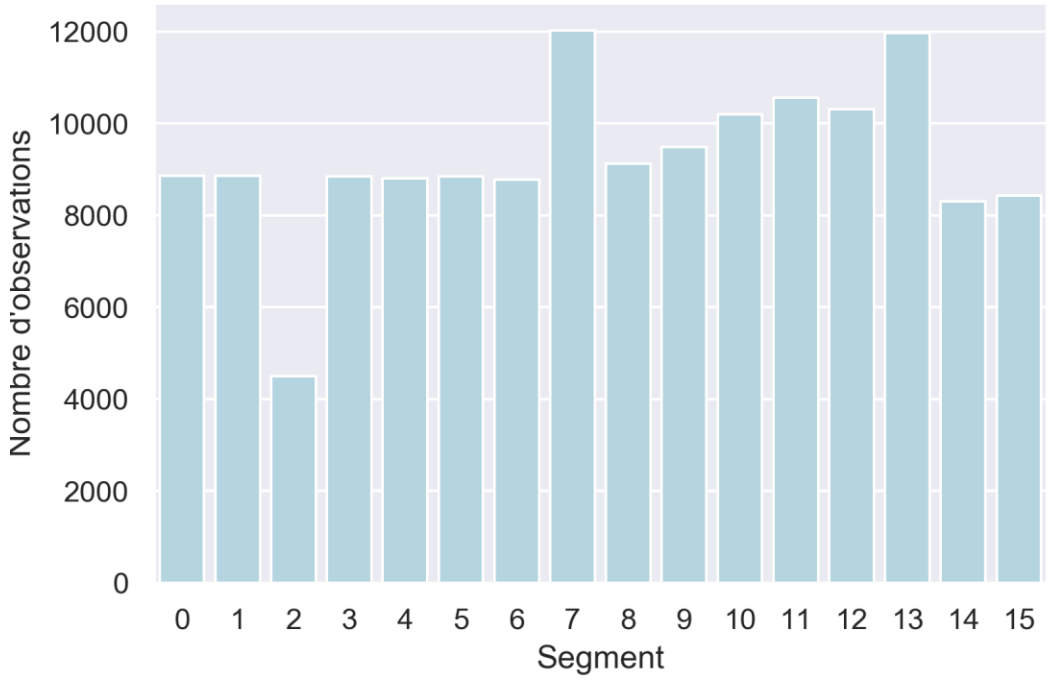

Figure 3.6 : Nombre d'observations par segment pendant le test statique

La Figure 3.6 illustre le nombre d'observations par segment. La variation de ce nombre est due à des détections multiples à chaque instant selon le segment. Plusieurs objets peuvent être détectés simultanément pour le même segment. On observe 45,66 % d'instants avec des mesures multiples pour l'ensemble des segments (doubles, triples, quadruples).

3.3 Protocole de l'expérimentation dynamique

Dans la section suivante, le protocole de test dynamique est exposé. Il s'agit de déterminer la période et le trajet de test en se basant sur le nombre d'accidents entre 2012 et 2018 à la Ville de Montréal. Il s'agit également de présenter les caractéristiques des deux expérimentations réalisées en étude dynamique pour évaluer la performance du lidar et des caméras de bord.

3.3.1 Analyse accidentogène

Afin de mieux comprendre la situation des accidents, nous allons présenter les analyses descriptives et les visualisations des données de collisions entre 2012 et 2018 à Montréal, disponibles sur le portail des données ouvertes de la Ville (*Collisions routières*, 2012-2018). L'analyse spatiale révèle les zones avec un nombre élevé d'accidents et l'analyse temporelle de la base de données montre

la variation temporelle des collisions. Cette analyse aide à préciser le circuit et la période de la réalisation de tests dynamiques dans le cadre de ce projet.

La Figure 3.7 présente la carte de chaleur du nombre d'accidents dans la ville de Montréal. Les paramètres de la carte de chaleur sont : un rayon de 20 avec une forme de noyau polynôme du second degré. Les zones les plus chaudes se trouvent dans le centre-sud, le centre-ouest et le nord de l'île.

La Figure 3.8, la Figure 3.9 et la Figure 3.10 présentent le nombre de collisions impliquant des usagers vulnérables (piétons et cyclistes) selon le mois, l'heure et le jour de la semaine de l'accident respectivement.

Un grand nombre de piétons sont gravement blessés aux heures de pointe entre 8 h et 9 h du matin et la soirée entre 15 h à 18 h, aux mois d'octobre, novembre et décembre et au milieu de la semaine. Les collisions impliquant des cyclistes gravement blessés connaissent une augmentation à partir du mois de mai au septembre. Celle-ci est causée par les conditions climatiques en hiver qui impliquent une diminution de l'utilisation des vélos.

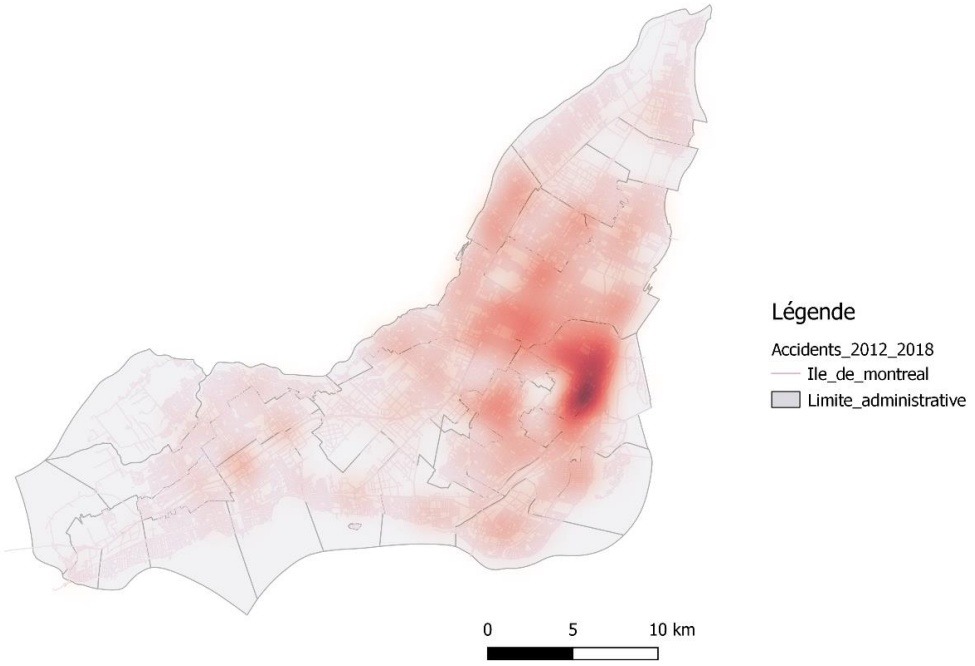

Figure 3.7 : Carte de chaleur du nombre d'accidents impliquant des décès et des blessées des usagers de la route entre 2012 et 2018 dans la ville de Montréal

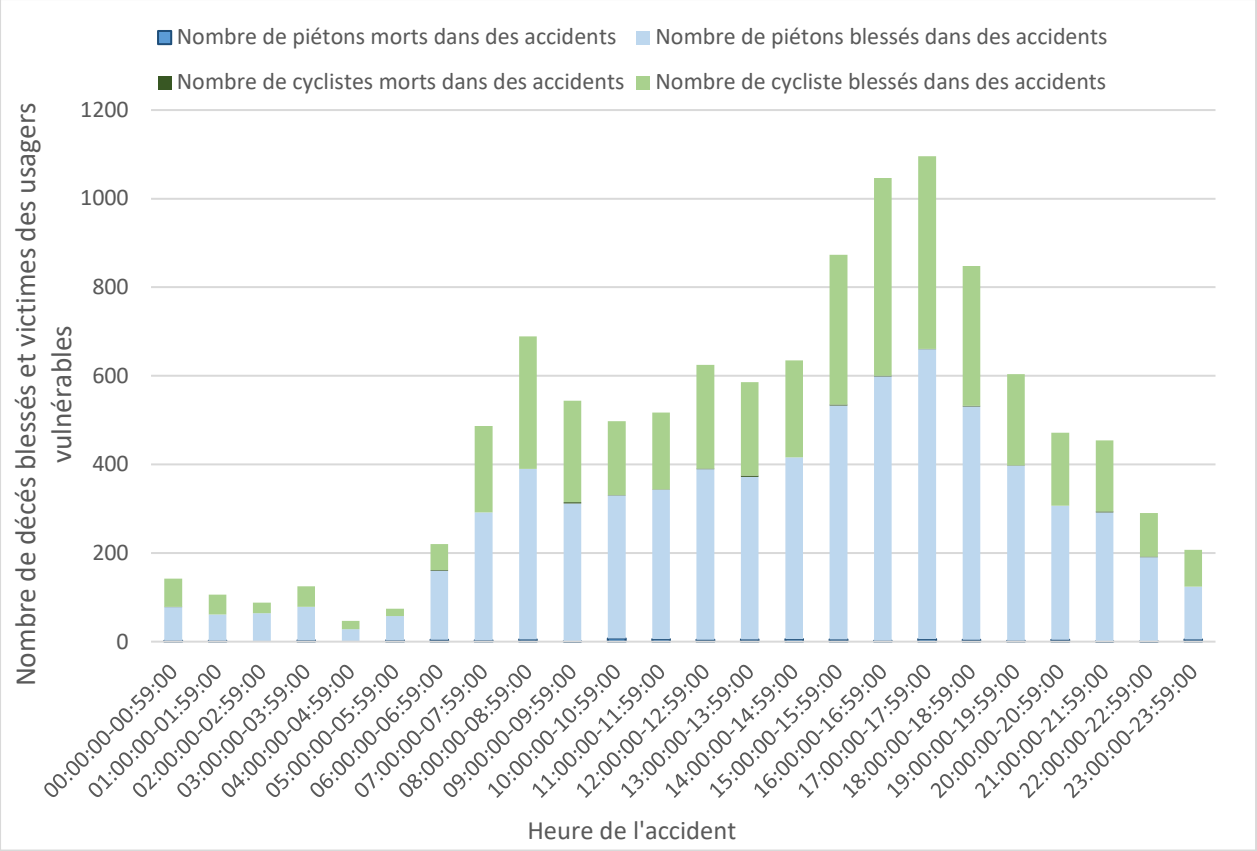

Figure 3.8 : Nombre de décès et de blessés des usagers vulnérables selon l'heure de l'accident (Montréal, 2012-2018)

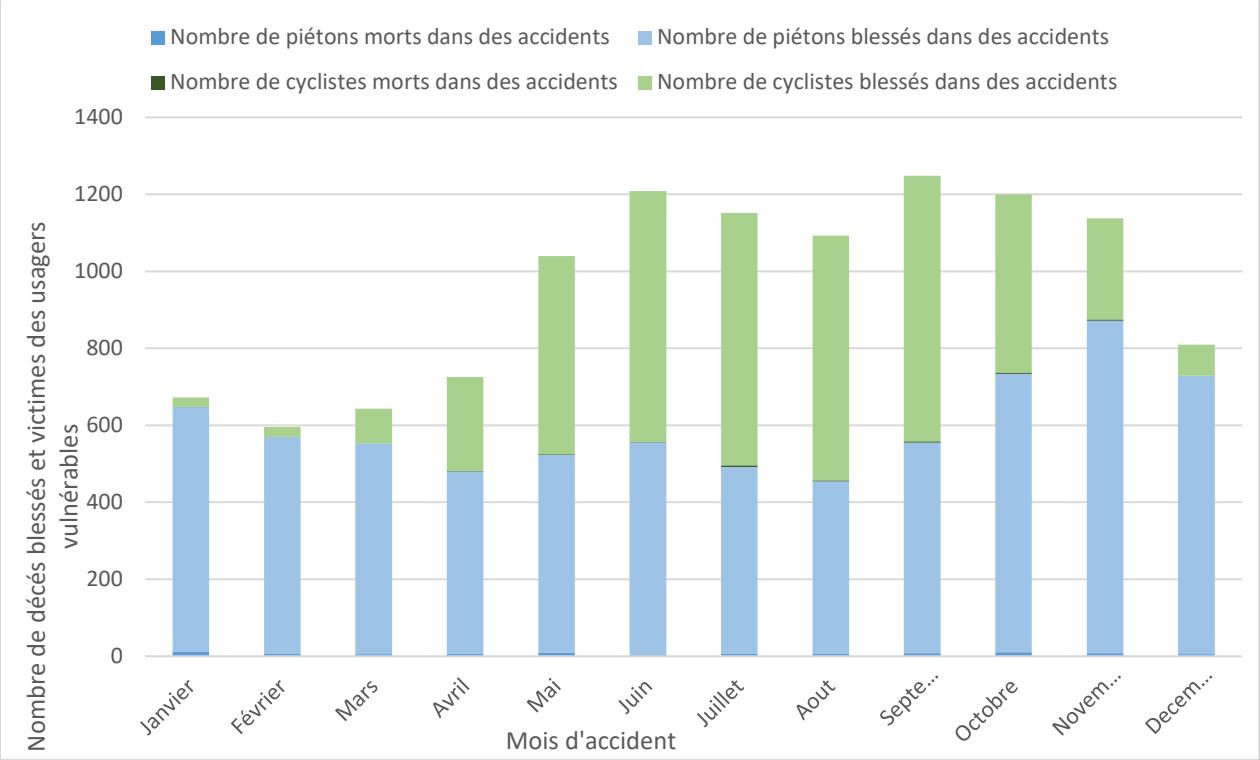

Figure 3.9 : Nombre de décès et de blessés des usagers vulnérables selon le mois (Montréal, 2012-2018)

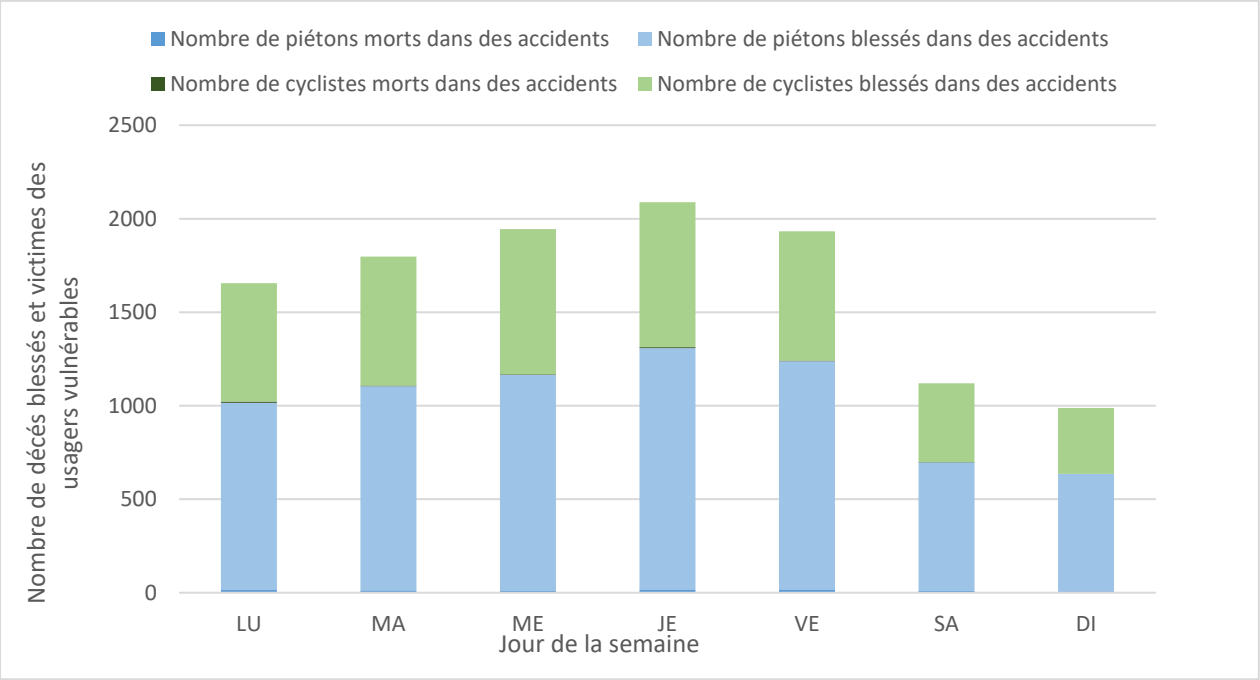

Figure 3.10 : Nombre de décès et de blessés des usagers vulnérables selon le jour de la semaine (Montréal, 2012-2018)

3.3.2 Conception du circuit

L'analyse des accidents présentée dans la section 3.3.1 a montré que le centre-sud, le centre-ouest et le nord de l'île sont des zones où il y a une plus grande densité d'accidents. Ces endroits à risque se caractérisent par des interactions fréquentes des différents types d'usagers (voiture, piéton, cycliste, véhicules lourds). La Figure 3.11 présente le circuit de l'expérimentation dynamique qui a été choisi. Ce circuit a été chargé sur l'application mobile *Google Maps*.

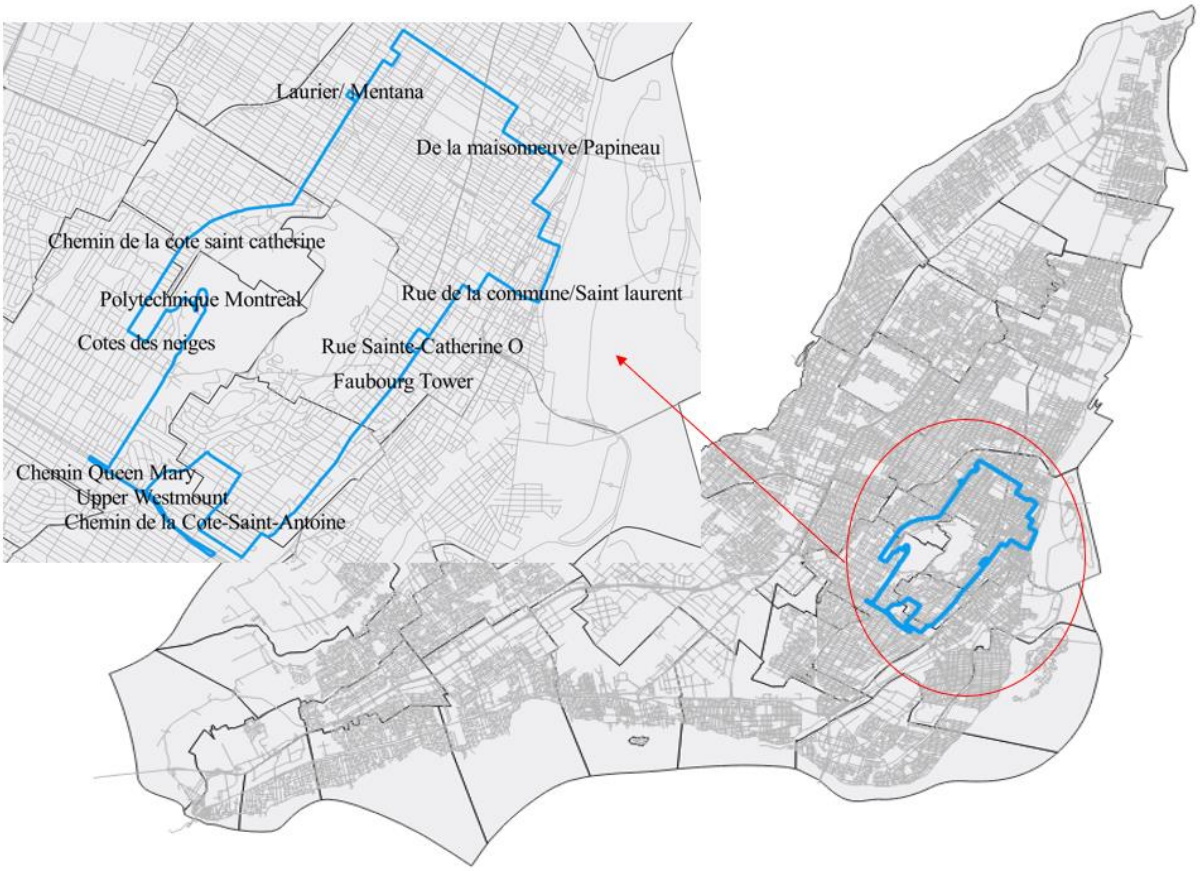

Figure 3.11 : Circuit de l'expérimentation dynamique

3.3.3 Déroulement

Lors du parcours du circuit, des interactions surviennent entre la voiture de test et les usagers de la route. Les événements ont été identifiés par la visualisation d'une interaction de la voiture de test avec un usager de la route qui nécessite l'arrêt de la voiture de test.

Les auteurs de l'article (Parker Jr et al., 1989) ont proposé un guide des méthodes de diagnostic de la sécurité routière reposant sur l'observation des conflits de la circulation ainsi que plusieurs méthodes d'identification de conflits de la circulation. Le guide propose une catégorisation de différents types de conflits. Le département de transport aux États-Unis en convention avec l'institut national des standards et technologies (*National Institute of Standards and Technology*, NIST) a participé à l'étude des systèmes d'aide à la conduite (*Integrated Vehicle-Based Safety Systems*, IVBSS) (Ference et al., 2007; Szabo et al., 2007). Cette étude présente les catégories d'interactions entre une voiture de test et les usagers de la route. L'expérience a été réalisée pendant quatre ans d'expérience pour évaluer le système qui inclut une alerte de collision frontale, un avertissement de sortie de la voie et un système d'avertissement dans le cas de dépassement de vitesse en pente (Zhou et al., 2017).

En nous basant sur les situations présentées dans ces études, les situations d'interaction dynamique sont schématiquement présentées sur la Figure 3.12 et la Figure 3.13. Les scénarios ont été définis en prenant en considération l'angle de vision et la position du lidar.

La Figure 3.12 illustre les catégories d'interaction entre la voiture de test et les usagers de la route allant dans la même direction. Il est à noter que les catégories d'interactions présentées sont indépendantes du type de la route. Le scénario (1) met en évidence une situation de suivi d'une voiture par la voiture de test, après que l'autre voiture freine brusquement. La situation (2) représente le changement de voie de la voiture de test en présence d'une autre voiture à une vitesse plus faible que celle de la voiture de test. Pour le scénario (3), la voiture de test est en interaction avec un bus dans des voies différentes, la voiture de test freine pour laisser un espace suffisant pour le passage du bus. Le scénario (4) consiste dans un changement de voie d'une voiture vers la voie de la voiture de test qui a une vitesse supérieure à celle de l'autre voiture. Pour le scénario (5), un piéton marche à droite de la voiture de test à côté des voitures stationnées. Ce test permet d'évaluer la performance du lidar pour la détection d'un piéton qui marche à côté des voitures stationnées. Le scénario (6) présente une situation de suivi d'un cycliste par la voiture de test, après que le cycliste s'arrête soudainement.

La Figure 3.13 présente les catégories d'interaction entre la voiture de test et les usagers de la route dans des directions différentes. Il est à noter que nous ne considérons pas le type de la route dans les catégories d'interactions présentées. La situation (7) est une situation d'interaction de la voiture

de test avec une voiture qui passe devant la voiture de test. Cette situation peut être aussi rencontrée aux intersections avec panneau d'arrêt, où le conducteur qui arrive le premier a la priorité de passage. Pour le scénario (8), la voiture de test tourne à gauche en face d'une voiture qui circule tout droit. Pour le scénario (9), la situation consiste à une interaction entre la voiture de test avec un ou plusieurs piétons ou cyclistes qui traversent la route. Le scénario (10) illustre une situation d'interaction entre la voiture de test qui tourne à droite simultanément et des piétons qui traversent dans un passage piétonnier.

En circulant, le conducteur de la voiture de test est accompagné d'un observateur qui réalise des annotations manuelles des catégories d'interaction définies. Ces annotations sont :

- Date et heure du début de l'expérimentation : JJ/DD, HH : MM : SS. L'heure exacte est tirée de l'ordinateur. Cette annotation aide à synchroniser l'heure entre les caméras, le lidar et les annotations manuelles.
- Heure de fin de l'expérimentation : heure de l'arrêt de l'enregistrement texte du lidar.
- Heure de fin d'enregistrement (s'il y a lieu) : Parfois, le lidar se débranche du câble pendant la conduite, donc l'enregistrement s'arrête. Dans ce cas, il faut noter l'heure de fin d'enregistrement si c'est possible.
- Heure de début d'enregistrement (2e, 3e fichier, s'il y a lieu) : heure de début de l'enregistrement dès la connexion du lidar à une source d'alimentation.
- Heure pour chaque événement : heure de chaque interaction entre la voiture de test et les autres usagers de la route.
- Numéro du scénario : le scénario correspondant à la situation d'interaction.
- Conditions météorologiques : soleil fort, nuageux ou entièrement couvert.

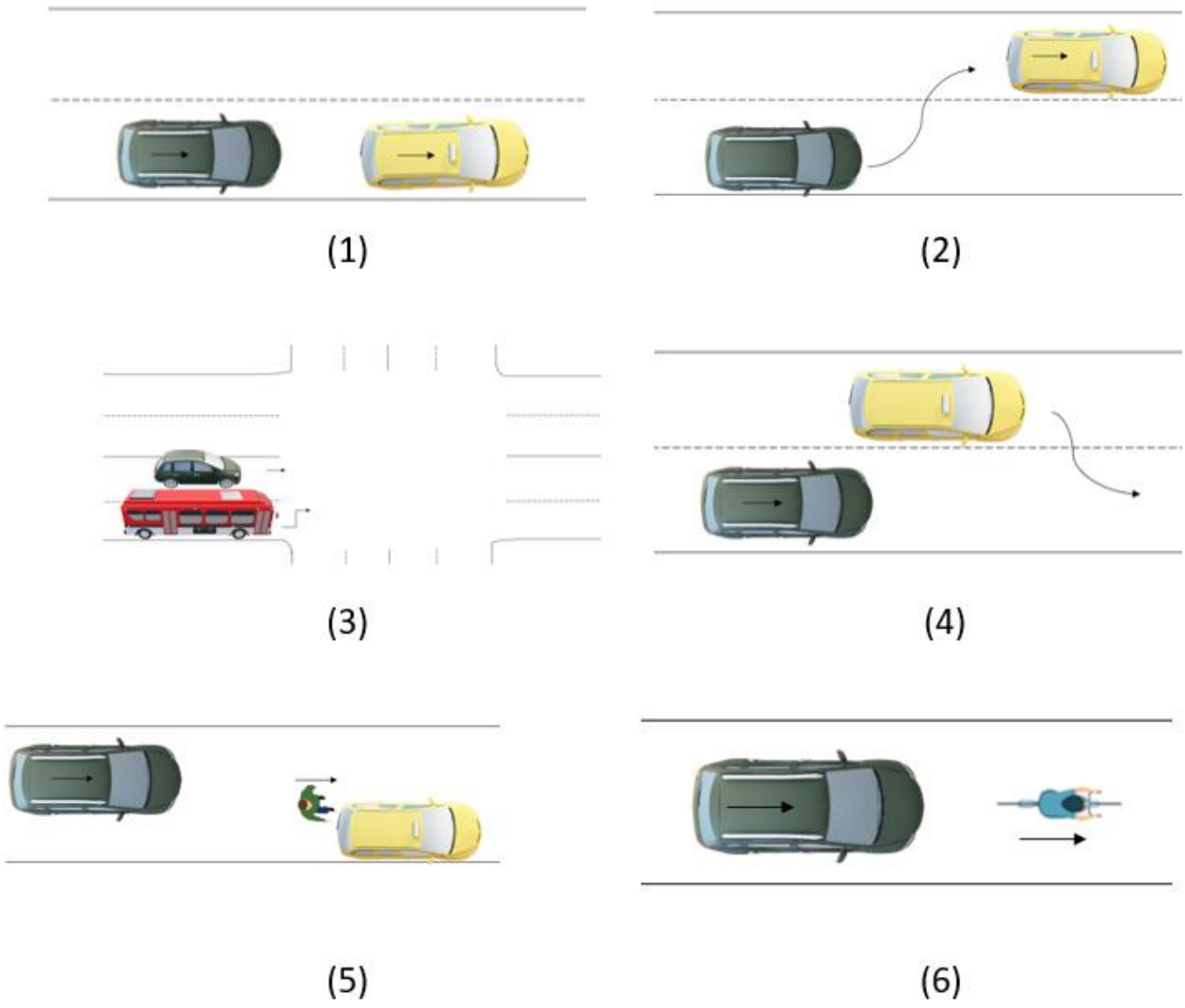

Figure 3.12 : Les situations d'interaction entre la voiture de test (voiture noire) et les usagers de la route allant dans la même direction (la voiture noire est celle de l'expérimentation équipée d'un lidar et trois caméras comme illustrées dans la section 3.1.3). Les flèches indiquent la direction de déplacement des véhicules et des piétons.

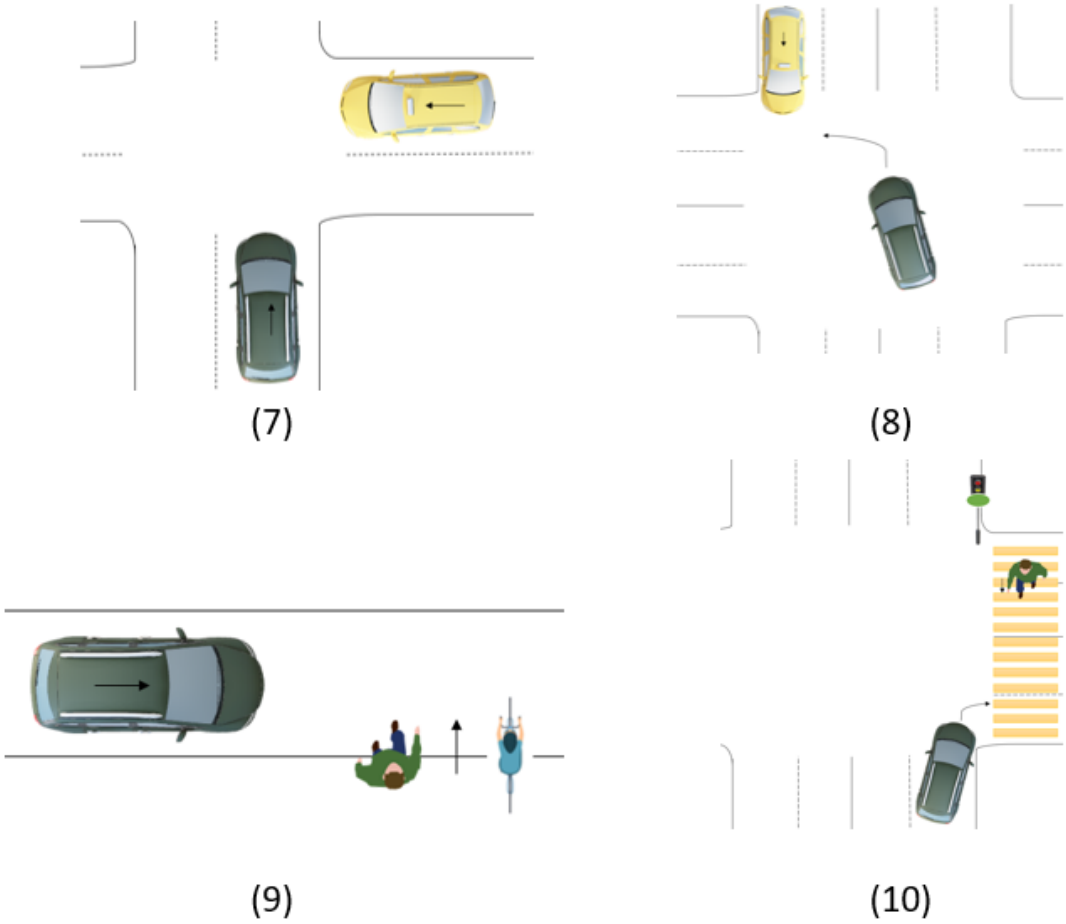

Figure 3.13 : Les situations d'interaction entre la voiture de test (voiture noire) et un autre usager de la route allant dans une direction différente (la voiture noire est celle de l'expérimentation équipée d'un lidar et trois caméras comme illustrées dans la section 3.1.3). Les flèches indiquent la direction de déplacement des véhicules et des piétons.

3.3.4 Collecte et traitement de données

Les étapes de collecte de données pour le lidar sont expliquées à la section 3.3.3. Dans le cas des tests dynamiques, la visualisation des détections en temps réel sur l'application *Leddar Configurator* permet la surveillance du fonctionnement du lidar qui risque de se débrancher à cause des vibrations pendant la conduite.

La caméra EON fonctionne dès le début de la conduite. À la fin de l'enregistrement, la caméra envoie les données collectées vers un espace de stockage dans le nuage. L'accès aux données se

réalise à travers le navigateur web et l'outil Cabana. Cette application web permet de visualiser les données collectées de bus CAN pendant la conduite sur des graphiques. Ainsi, la caméra n'enregistre pas toute la conduite. Des segments vidéo peuvent être téléchargés sur ordinateur en utilisant le logiciel *WinSCP*. Cette dernière permet de copier les données de l'EON vers un ordinateur local. À l'aide du protocole de communication (Secure Shell, SSH), nous connectons EON à un ordinateur local par le réseau Wifi. Par la suite, nous accédons à l'espace de stockage du système EON.

La caméra Garmin commence à enregistrer dès le démarrage de la voiture. Les enregistrements sont stockés sous forme de fichiers vidéo d'une minute d'une façon continue. Le conducteur peut enregistrer des images, des vidéos manuellement ou par commande vocale. Chaque type de vidéo (vidéos en enregistrement continu et vidéo des alertes) est enregistré dans un dossier séparé sur la carte mémoire.

La caméra Thinkware s'allume automatiquement et l'enregistrement en continu commence dès que la voiture démarre. Les vidéos s'enregistrent en continu sous forme de segments d'une minute. Dans le cas d'une détection d'un événement, un fichier vidéo de 20 s est sauvé (10 secondes avant et 10 secondes après l'alerte).

Deux expérimentations dynamiques ont été réalisées. Le Tableau 3.5 présente les caractéristiques de chaque expérimentation. Les annotations détaillées des interactions sont illustrées dans l'annexe G et l'annexe H. Il est à noter que les trajets de ces deux expérimentations sont différents. Pour la première expérimentation, le trajet est similaire à celui déjà défini sur la Figure 3.11. Mais, pendant la deuxième expérimentation, nous avons circulé sur la Rive-Sud de la région de Montréal à cause d'une mauvaise lecture du circuit sur l'application Google Maps.

Tableau 3.5 : Caractéristiques des deux tests dynamiques

	Test dynamique 1	Test dynamique 2
Durée	2 heures et 16 minutes	3 heures et 16 minutes
Heure de début d'enregistrement	11 h 15 min 55 s	14 h 3 min 35 s
Heure de fin d'enregistrement	13 h 32 min	17 h 20 min
Date et heure	18 janvier 2020	5 février 2020
Jour de la semaine	Samedi	Mercredi
Nombre d'interactions	65	85

Sur les vidéos de la caméra Garmin et Thinkware, nous trouvons les données de la date et l'heure, de la vitesse et de la localisation qui s'affichent pour chaque seconde. La méthodologie d'extraction des données des caméras Garmin 66W et Thinkware Q800 est présentée sur l'annexe E.

Les trajets du premier et du deuxième test dynamique sont présentés respectivement sur la Figure 3.14 et la Figure 3.15. La variation de la couleur des points reflète la vitesse de la conduite.

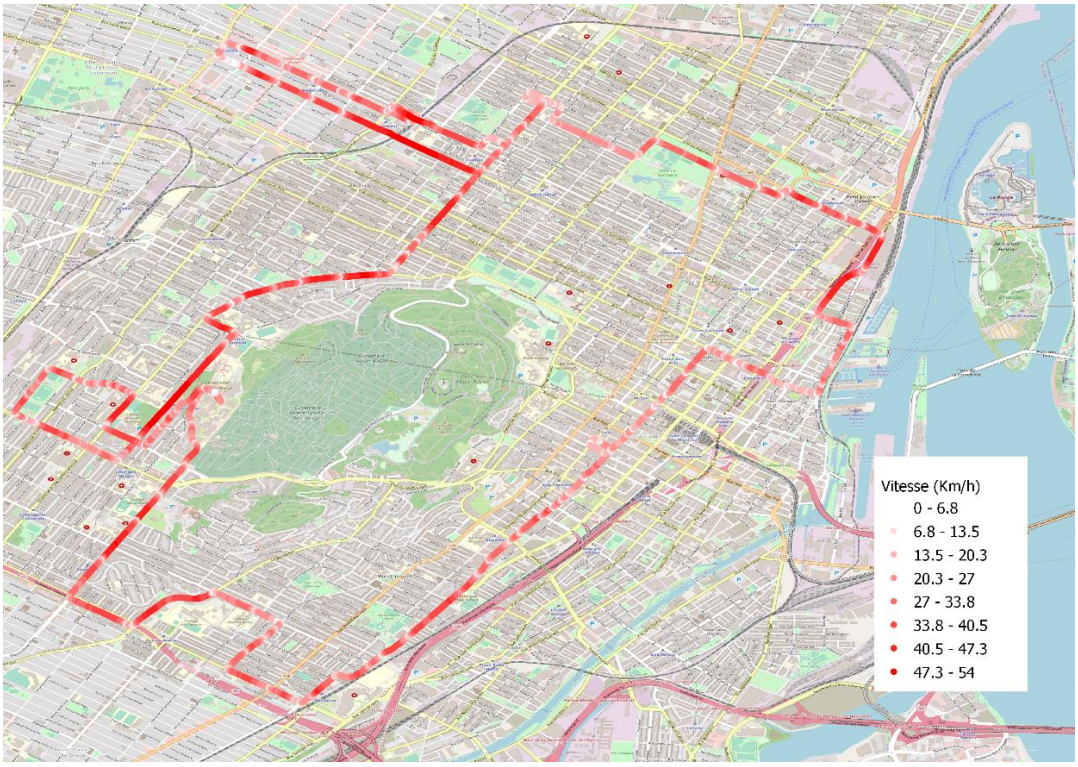

Figure 3.14 : Circuit réel du test dynamique 1

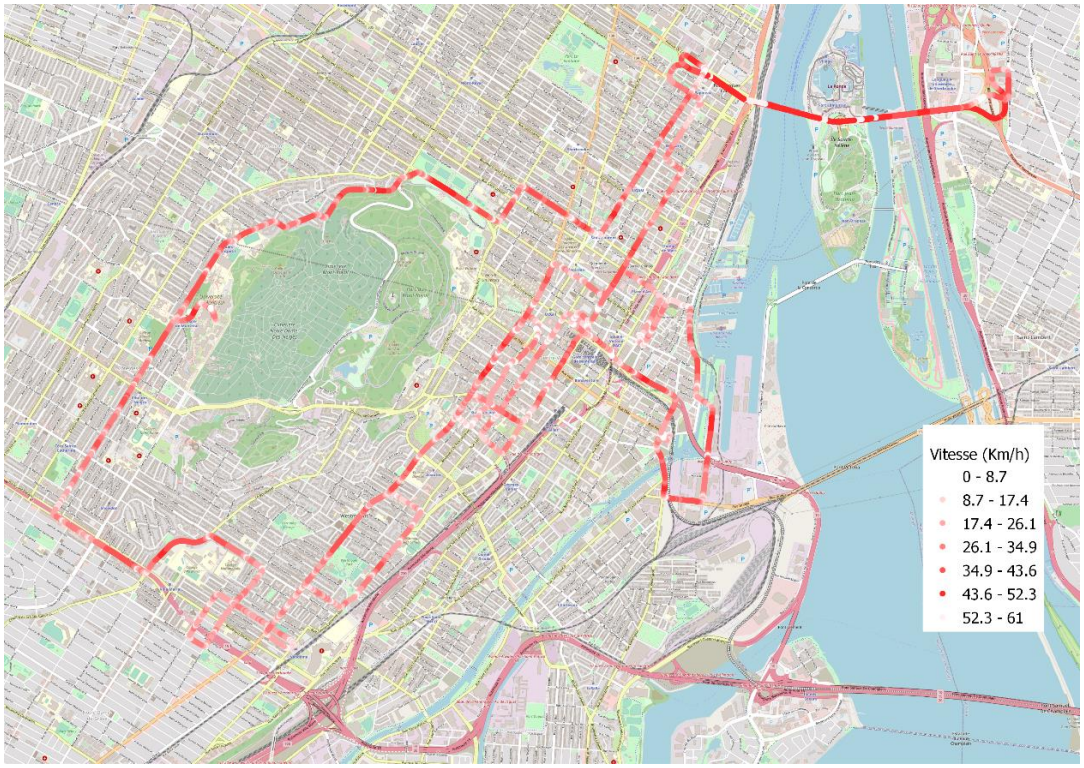

Figure 3.15 : Circuit du test dynamique 2

Le Tableau 3.6 présente la description statistique des données du lidar pour les deux tests dynamiques. La distance minimale pour les deux tables de données est -0,5 m. On remarque aussi que la moitié des observations sont inférieures à 0,32 m pour le premier test et 0,07 m pour le deuxième test.

Comme expliqué dans le test statique, les nombres d'observations par segment sont différents. Pour le premier test, la table de données compte 39,79 % de mesures multiples. La table de données du deuxième test comporte 37,54 % de mesures multiples.

Tableau 3.6 : Description statistique des tests dynamiques (lidar)

	Test dynamique 1		Test dynamique 2	
	Amplitude (quantités)	Distance (m)	Amplitude (quantités	Distance (m)
Nombre d'observations	592642		753800	
Moyenne	45,0855	2,5521	41,3820	2,5282
Écart type	81,295	5,8322	76,1201	5,5355
Minimum	0,29	-0,5	0	-0,5
Premier quartile	13	0,01	12,88	0,02
Deuxième quartile	18,4	0,32	17,23	0,07

Tableau 3.6 : Description statistique des tests dynamiques (lidar) (suite et fin)

	Test dynamique 1		Test dynamique 2	
	Amplitude (quantités)	Distance (m)	Amplitude (quantités	Distance (m)
Troisième quartile	39,62	2,22	28,25	2,93
Maximum	792,9	42,89	875,12	42,44
Proportion de mesures multiples (%)	39,79		37,54	
Nombre d’instants	592643		753801	
Nombre moyen d’observations	1,387		1,41	

CHAPITRE 4 RÉSULTATS

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de l'évaluation des capteurs dans l'étude statique et dynamique. La démarche adoptée pour évaluer la performance de la détection du lidar est exposée. Quelques événements de l'expérimentation dynamique sont aussi analysés.

4.1 Expérimentation statique

Cette section vise à présenter une analyse de la performance de détection du lidar en expérimentation statique. D'abord, une analyse exploratoire de la performance du lidar est présentée par scénario. En premier temps, les illustrations sont présentées pour analyser les données du lidar dans les différents scénarios. L'approche adoptée pour analyser la performance de la détection du lidar est ensuite proposée. Finalement, les métriques d'évaluation sont calculées pour les données collectées dans l'expérimentation statique.

4.1.1 Analyse de données collectées de l'étude statique

La Figure 4.1, la Figure 4.2 et la Figure 4.3 illustrent respectivement la variation de distance par rapport au temps, la variation temporelle de l'amplitude et la relation entre l'amplitude et la distance par segment, et ce pour toute la durée de l'expérimentation.

Généralement, les observations de petites distances restent constantes durant tout le test pour tous les segments, sauf le segment 2.

Pour les segments de 0 à 6, la distance est généralement constante et reste entre 3 et 6 m avec des amplitudes qui ne dépassent pas 300. Parfois, les observations qui apparaissent temporairement se caractérisent par de grandes valeurs d'amplitude.

Le segment 7 se distingue par le plus grand nombre d'observations, il existe beaucoup de mesures simultanées. La distance varie généralement entre 6 et 9 m avec de petites amplitudes. Pour quelques instants, il apparaît des observations avec une distance qui varie entre 1 et 5 m correspondant à de grandes valeurs d'amplitude.

Pour les segments 8, 9, 10 et 11, les observations sont stables avec une distance qui varie entre 9 et 13 m avec des mesures d'amplitude petites. Des observations apparaissent temporairement avec des distances qui augmentent dans le temps et correspondent à de grandes amplitudes.

Au début et vers la fin de l'expérience, le segment 12 connait une distance généralement constante de 12,5 mètres avec de petites amplitudes. Le segment 13 se caractérise par de multiples valeurs de distances avec de petites amplitudes. Des observations apparaissent temporairement avec des valeurs de distances changeantes et des valeurs élevées d'amplitudes.

Pour les segments 14 et 15, les distances varient entre 4 et 6 m, la valeur de leur amplitude est petite. Au milieu de la période d'observation, on remarque une variation similaire à celle des segments 12 et 13.

Nous observons des valeurs de distance et d'amplitude généralement constantes pendant toute la période de l'expérimentation.

D'une façon générale, on remarque sur la Figure 4.3 que les mesures maximales de l'amplitude diminuent quand la distance augmente. Il existe des exceptions pour les segments de 9 à 13 dont la distance dépasse 5 m, mais l'amplitude est grande.

Nous avons étudié la corrélation entre l'amplitude et la distance pour le test statique. À cette étape, nous avons supprimé les mesures de la distance inférieures à 0,05 m puisqu'on suppose que ces mesures sont erronées. Les coefficients de corrélation de Spearman et Pearson entre l'amplitude et la distance pour l'étude statique par segment sont présentés sur le Tableau 4.1. Ces coefficients permettent d'examiner la dépendance non paramétrique et linéaire respectivement entre l'amplitude et la distance. Ces coefficients permettent de vérifier la relation entre l'amplitude et la distance.

Nous observons que les coefficients de Spearman sont proches de la valeur nulle sauf les segments 1 et de 4 à 6. Pour ces segments, la direction est positive entre l'amplitude et la distance. Donc, il existe une relation monotone croissante entre l'amplitude et la distance pour les segments 1, 4,5 et 6. La direction est négative entre l'amplitude et la distance pour les segments 2, 7 et 13. Donc, il existe une relation décroissante entre l'amplitude et la distance pour ces segments. Les autres segments sont proches de la valeur nulle avec une direction positive.

Pour les coefficients de Pearson, certains coefficients sont proches de 1 comme pour les segments 0, 1, 4 et 5. Pour ces segments, la corrélation entre l'amplitude et la distance est positive. Mais, pour la plupart des segments, il y a une faible corrélation négative entre l'amplitude et la distance.

Nous constatons que la corrélation entre l'amplitude et la distance est négative pour quelques segments, mais elle est positive pour les autres segments. Cette remarque peut s'expliquer par la position de segment de la détection du piéton, du cône ou des obstacles comme le mur et le nombre des mesures multiples pour chaque segment. Par exemple, les coefficients Spearman et Pearson sont négatifs pour le segment 13, donc plus la distance est grande, plus l'amplitude diminue pour ce segment.

Nous constatons que l'amplitude ne semble pas dépendre de la distance ce qui peut s'expliquer par l'existence d'autres variables qui influencent sur la variation de l'amplitude comme la couleur de l'objet détecté ou la luminosité dans le champ de vision du lidar.

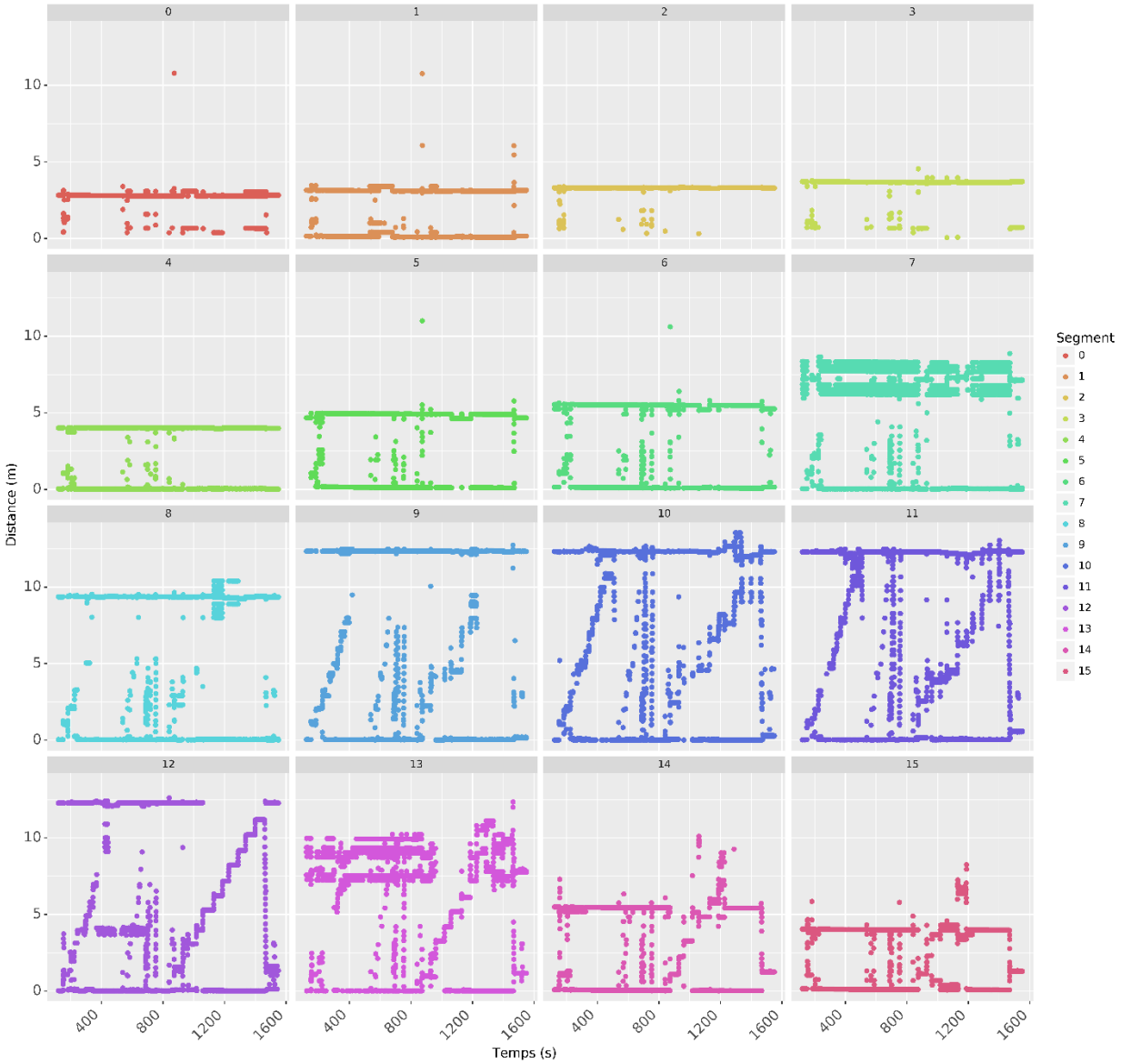

Figure 4.1 : Variation de la distance en fonction du temps durant l'expérimentation statique

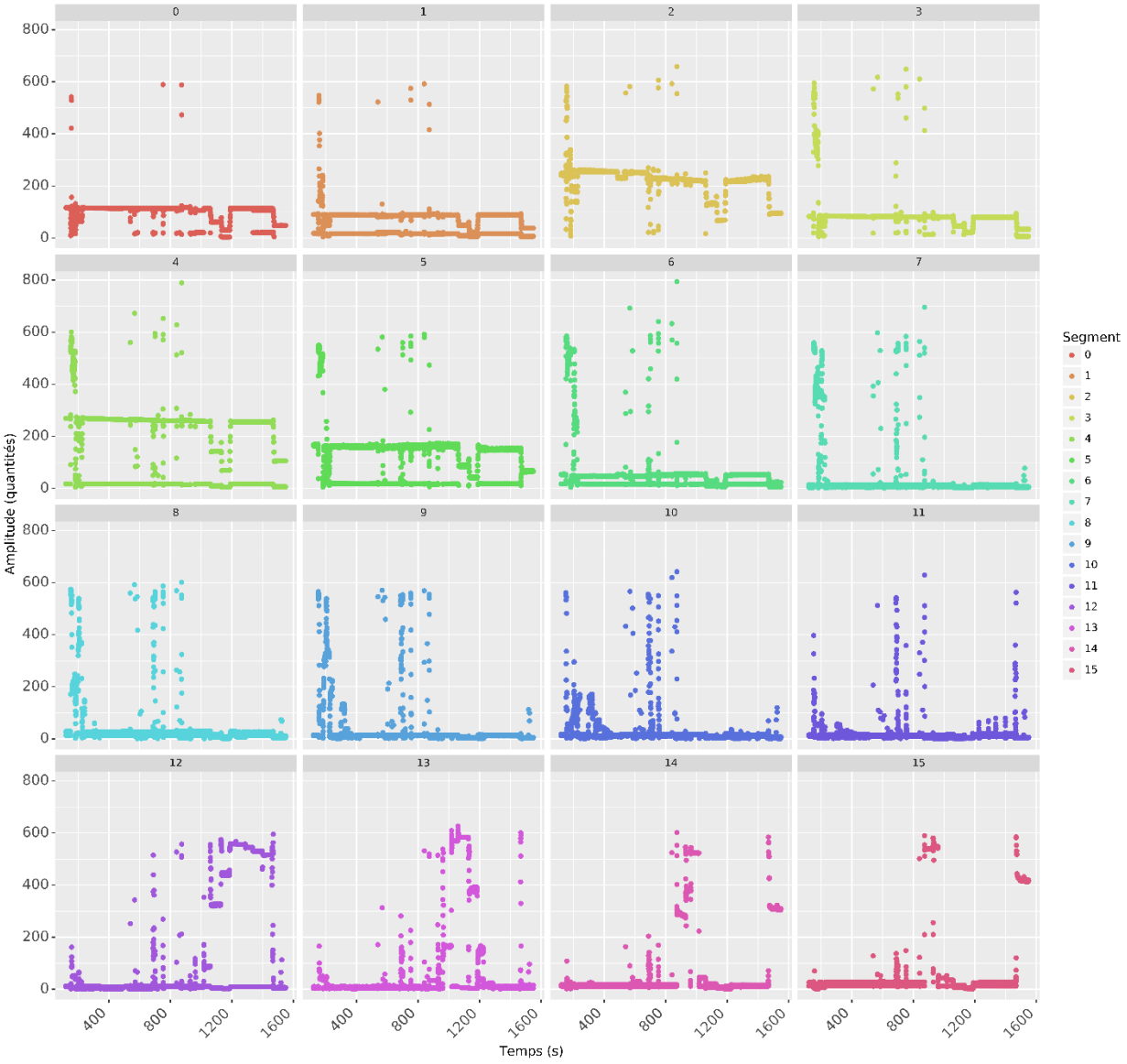

Figure 4.2 : Variation de l'amplitude en fonction temps durant l'expérimentation statique

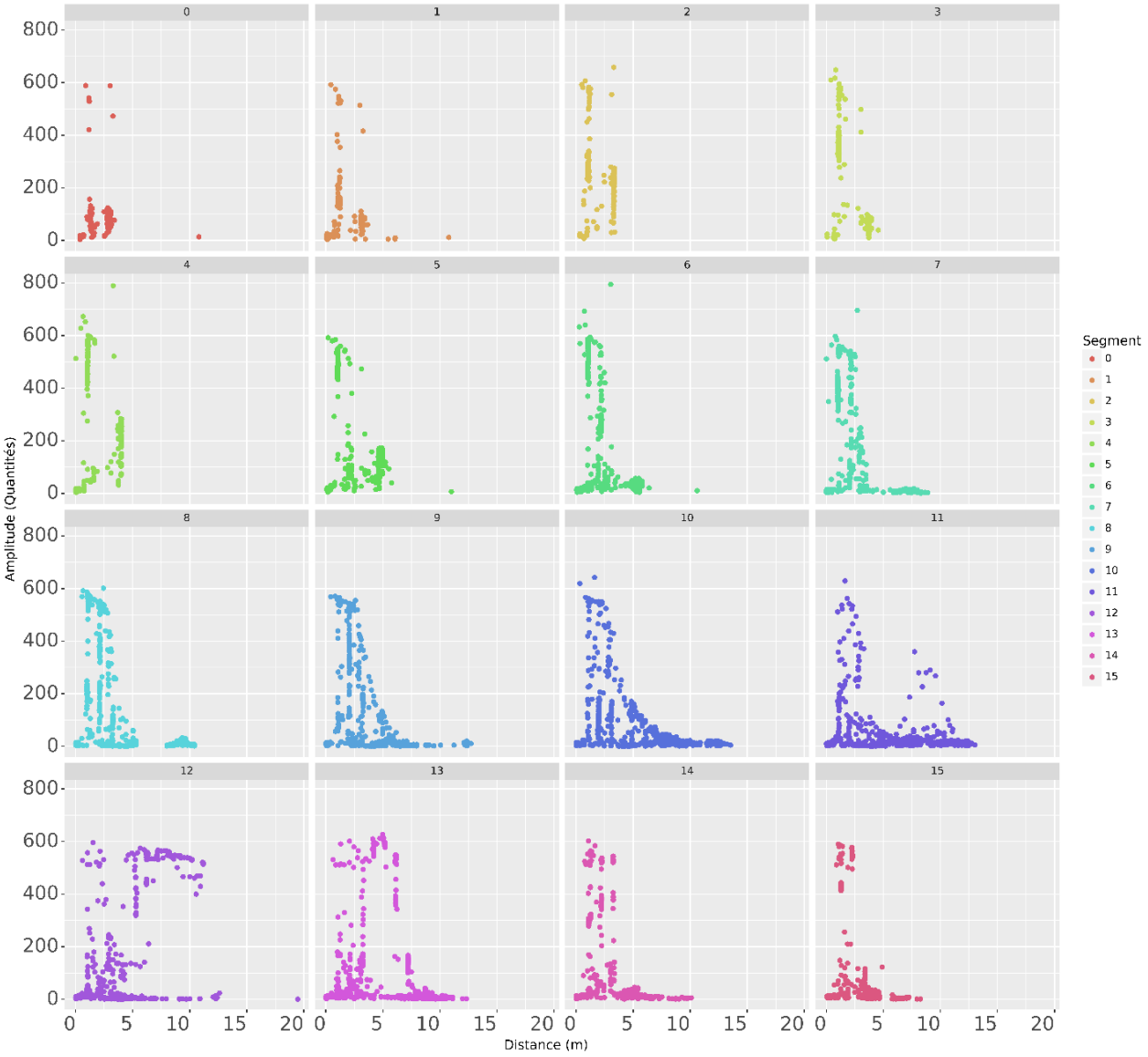

Figure 4.3 : Variation de l'amplitude par rapport à la distance durant l'expérimentation statique

Tableau 4.1: Les coefficients de corrélation de Spearman et Pearson entre l'amplitude et la distance en étude statique par segment

Segment	Coefficient Spearman	Coefficient Pearson
0	0,321	0,609
1	0,76	0,762
2	-0,0774	-0,173
3	0,382	-0,327
4	0,627	0,684
5	0,852	0,703

Tableau 4.1 : Les coefficients de corrélation de Spearman et Pearson entre l'amplitude et la distance en étude statique par segment (suite et fin)

Segment	Coefficient Spearman	Coefficient Pearson
6	0,699	0,155
7	-0,266	-0,264
8	0,283	-0,228
9	0,357	-0,2644
10	0,212	-0,273
11	0,349	-0,073
12	0,088	0,023
13	-0,657	-0,309
14	0,219	-0,191
15	0,589	-0,056

4.1.2 Scénario 1 : piéton immobile à différentes distances

La Figure 4.4 illustre le relevé vidéo de la position du piéton (en haut) et la détection correspondante dans le fichier de données du lidar (en bas). Ce test est réalisé pour une période de 5 min et 40 s. Deux exemples de détection sont présentés, avec un piéton arrêté à 1 et 5 m. On remarque que les segments de 0 à 14 détectent le piéton à 1 m. À 5 m, le piéton est détecté seulement par les segments de 9 à 11. En effet, quand le piéton est proche, il couvre la totalité de champs de vision du lidar. La Figure 4.5 et la Figure 4.6 illustrent respectivement la variation de la distance et de l'amplitude en fonction du temps. Quand le piéton est arrêté à une distance de 1 m, l'amplitude est élevée par rapport à l'ensemble de données. Quand le piéton s'éloigne, l'amplitude diminue. Cela pourrait s'expliquer par la couleur des vêtements du piéton : le noir, une couleur qui offre moins de réflexion de la lumière que les autres couleurs. En plus, le nombre des mesures multiples de la distance est faible quand le piéton est arrêté à une distance proche du lidar. Nous observons une variation de la distance et de l'amplitude à l'apparition du piéton. Si le piéton se trouve toujours dans le champ de vision du lidar, l'amplitude change pendant le déplacement du piéton d'une distance à l'autre. Dans ce cas, l'amplitude augmente rapidement, puis elle se stabilise, ce qui laisse supposer que le lidar prend un certain moment pour stabiliser ses lectures. Nous observons que les segments 10 et 11 détectent le piéton à toutes les positions. Nous remarquons qu'il existe des mesures de la distance qui varient entre 3 et 6 m pendant toute la période de test pour les segments de 0 à 7 et les segments 14 et 15. Nous supposons que ce sont des détections du

sol qui sont causées par une mauvaise position du lidar. Il existe des mesures de la distance inférieure à 0,05 m pour la plupart des segments pendant toute la période du test.

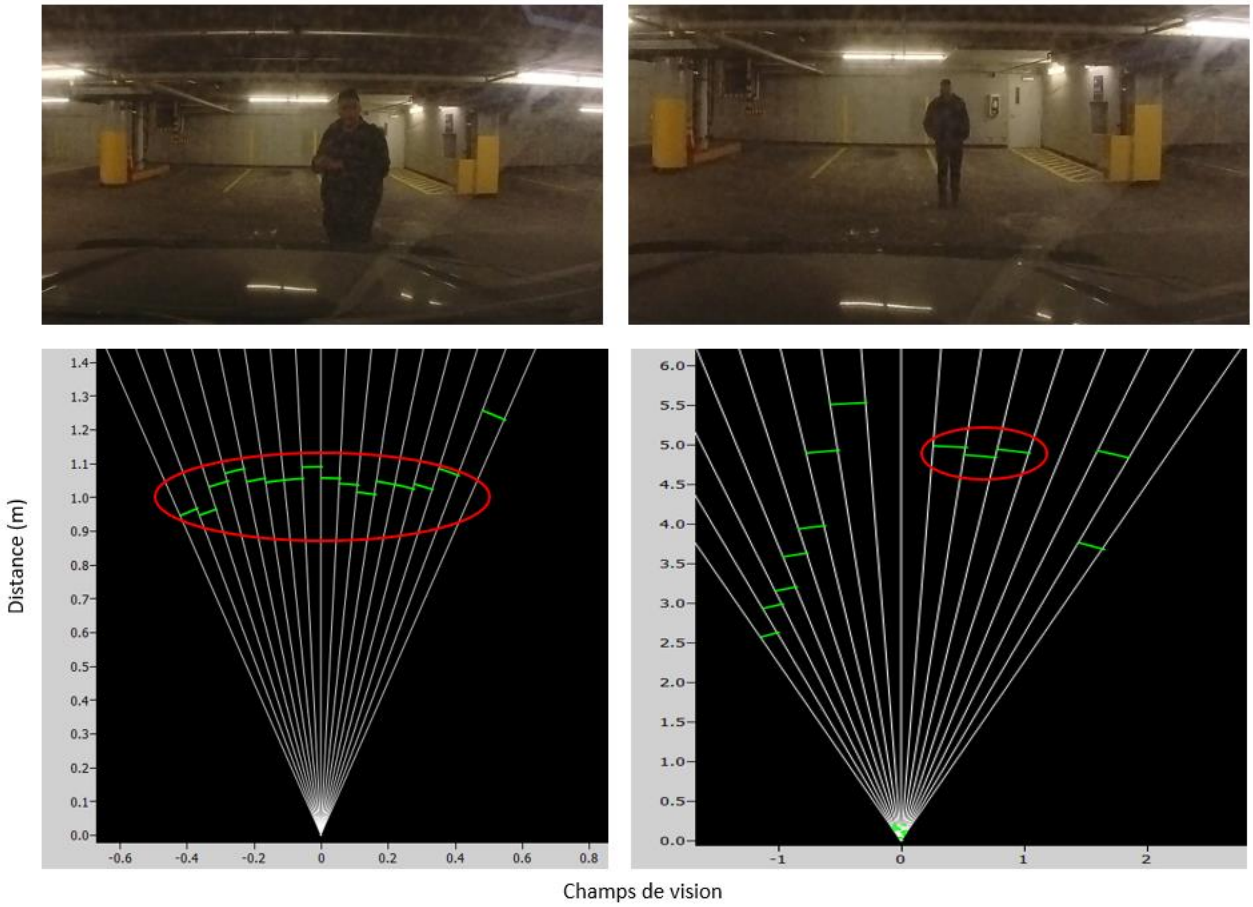

Figure 4.4 : L'image de la position du piéton (en haut) et la détection correspondante dans les données du lidar (en bas) à 1 m (gauche) et 5 m (droite)

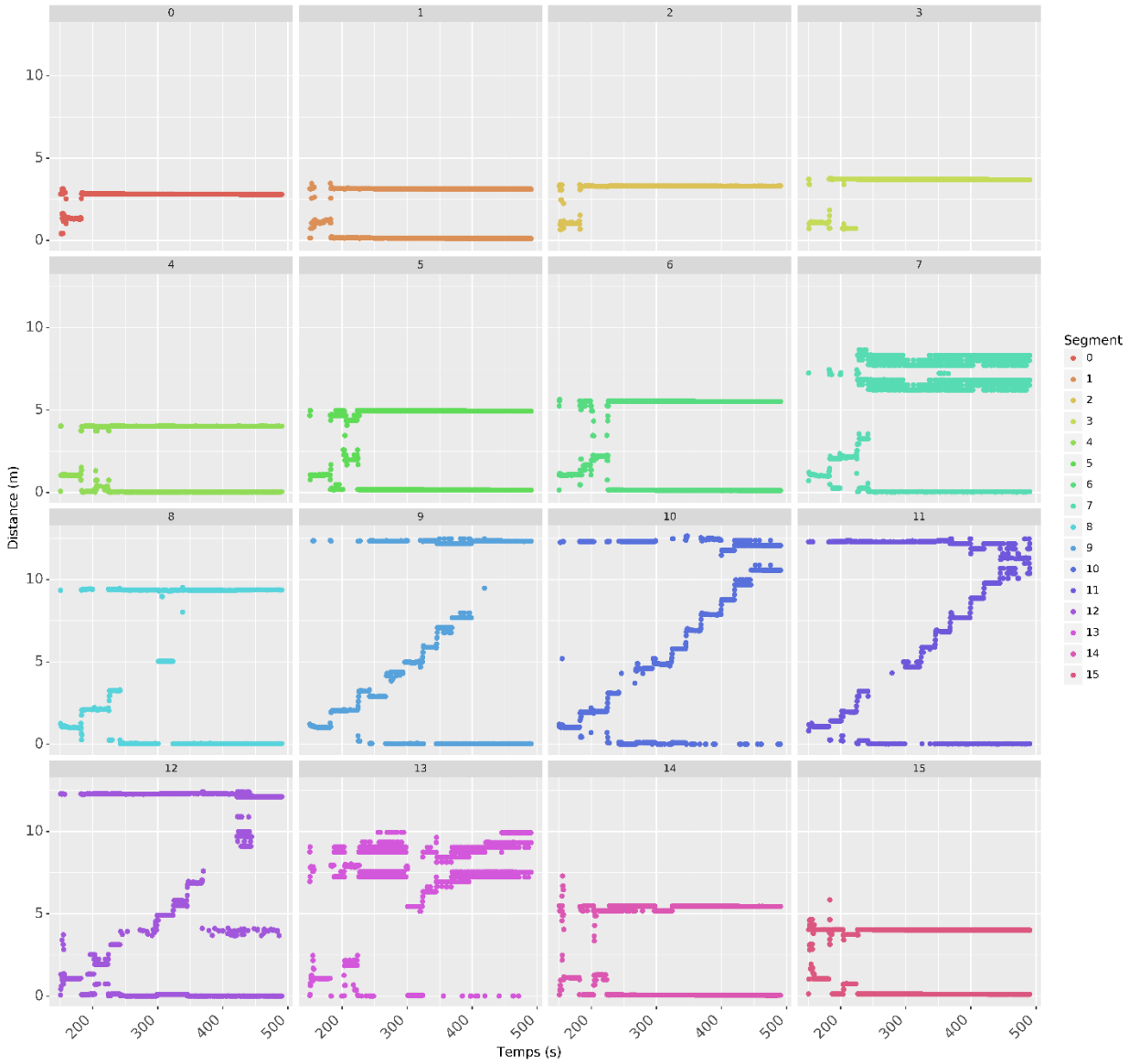

Figure 4.5 : Variation de la distance en fonction du temps durant le scénario 1

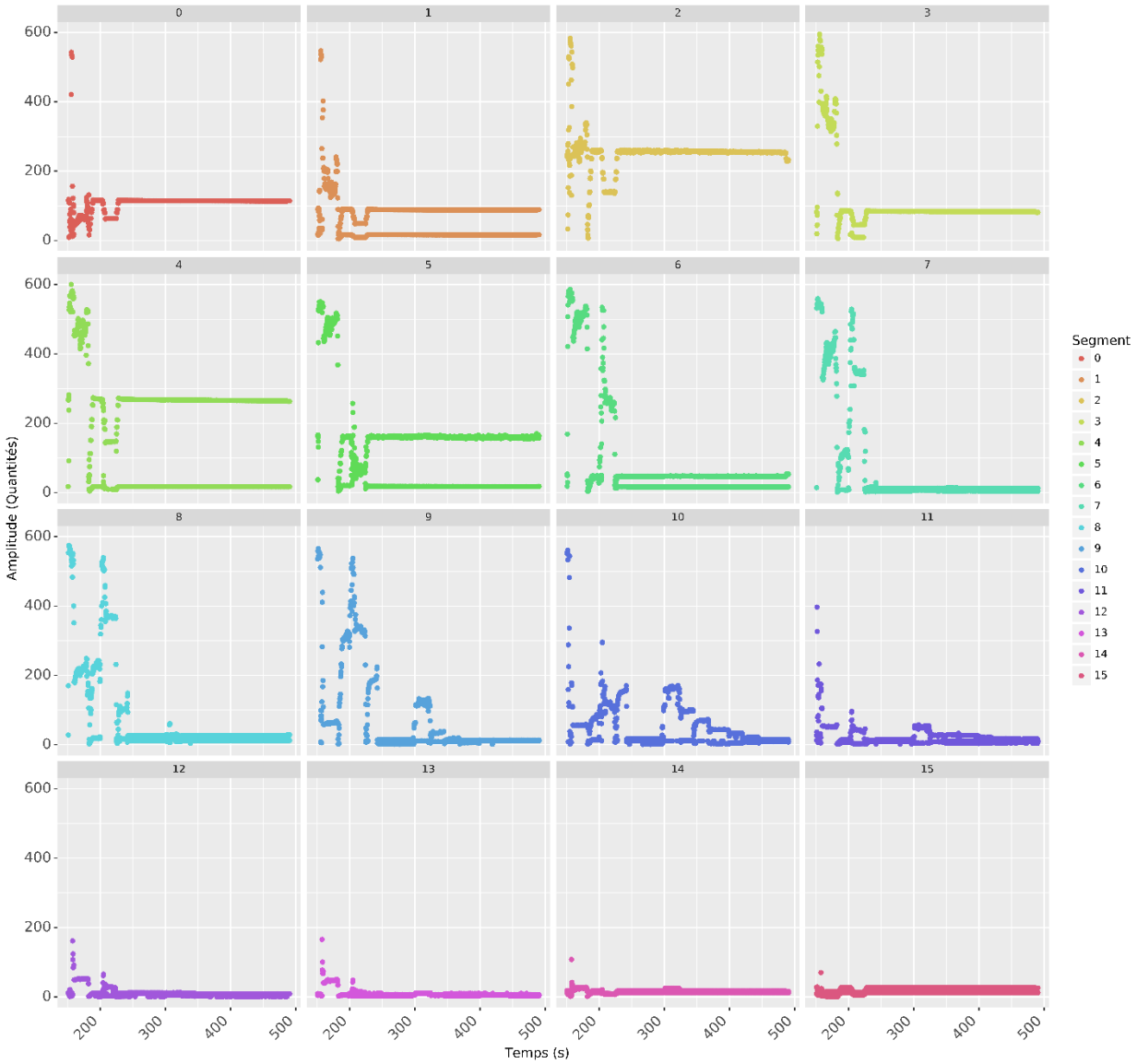

Figure 4.6 : Variation de l'amplitude en fonction du temps durant le scénario 1

4.1.3 Scénario 2 : piéton en mouvement s'éloignant et se rapprochant du lidar

La Figure 4.7 et la Figure 4.8 illustrent la variation de la distance et de l'amplitude en fonction du temps pour le scénario 2. La durée de ce scénario est 1 min. Au début, le piéton s'éloigne pendant 9 s. Il a été détecté par les segments de 7 à 12. Puis, le piéton s'approche pendant 10 s, il a été détecté par les segments de 7 à 12. Nous observons une augmentation faible de l'amplitude pour les segments 7 à 10. Durant 29 s, il n'y avait aucun piéton dans le champ de vision du lidar. Pendant

cette période, d'une façon similaire au premier scénario, les observations se limitent à la détection du sol et du mur. Finalement, le piéton s'éloigne pour une durée de 10 s. Pendant cette période, le piéton a été détecté par tous les segments. La mesure de l'amplitude augmente pendant l'apparition du piéton dans le champ de vision du lidar (au début de l'éloignement du piéton). Plus le piéton s'éloigne, plus la mesure de l'amplitude diminue.

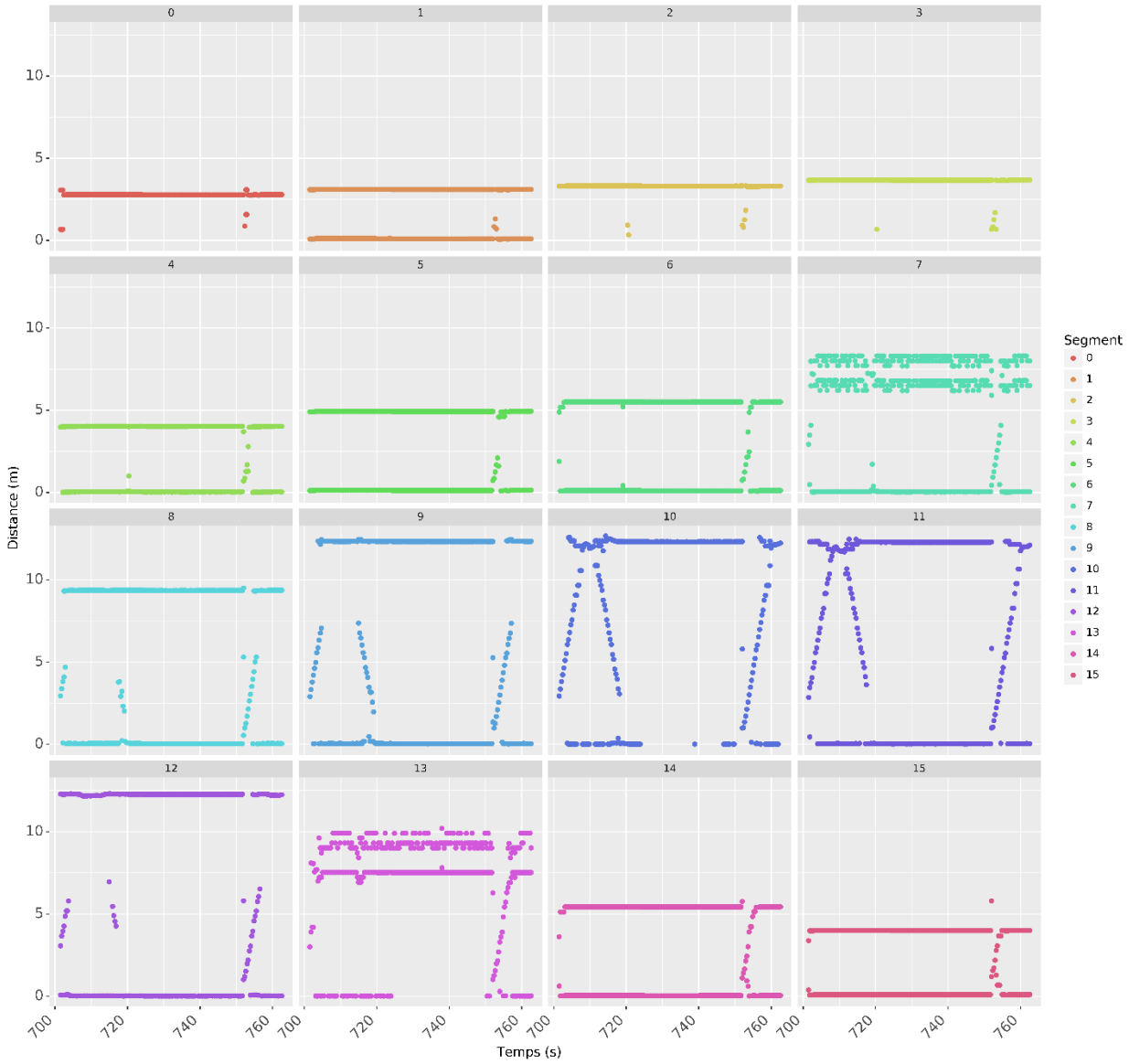

Figure 4.7 : Variation de la distance en fonction du temps durant le scénario 2

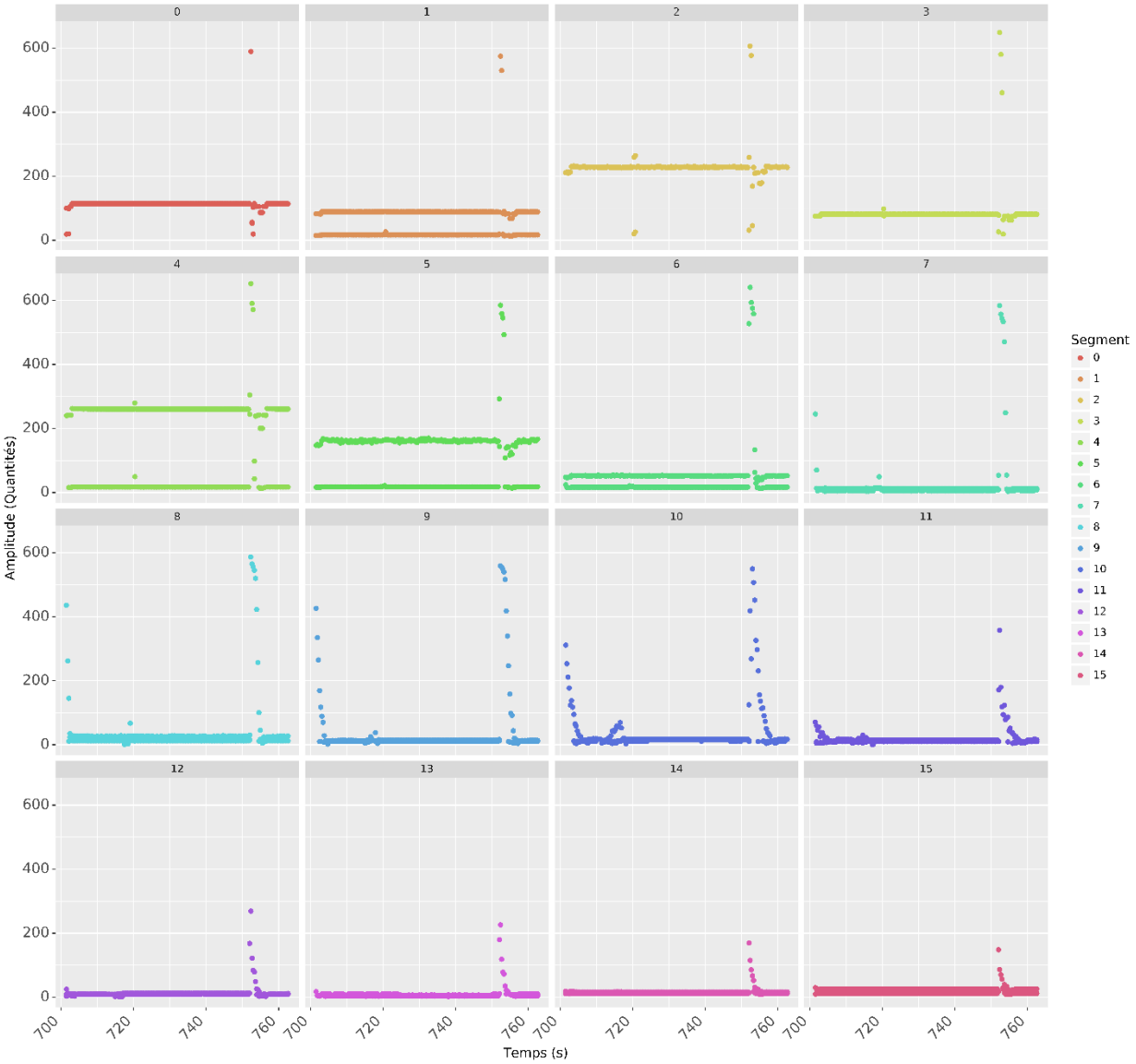

Figure 4.8 : Variation de l'amplitude en fonction du temps durant le scénario 2

4.1.4 Scénario 3 : piéton traverse devant le lidar

Le scénario 3 consiste en des passages du piéton devant la voiture pour les différentes distances marquées sur le sol (Figure 4.9 et la Figure 4.10). Chaque passage dure de 1 à 7 s dans le champ de vision du lidar selon la distance par rapport au lidar. D'après les annotations manuelles, le piéton passe deux fois à 1 et à 2 m, ce qui explique la détection de piéton en double à 1 m au segment 0 et à 2 m aux segments 4 à 15. Tous les autres passages du piéton ont été détectés par les segments 10 et 11. De manière identique aux scénarios précédents, l'amplitude augmente au changement de la

distance. Plus le piéton est proche, plus l'amplitude est grande. L'amplitude diminue quand le piéton se positionne à de grandes distances.

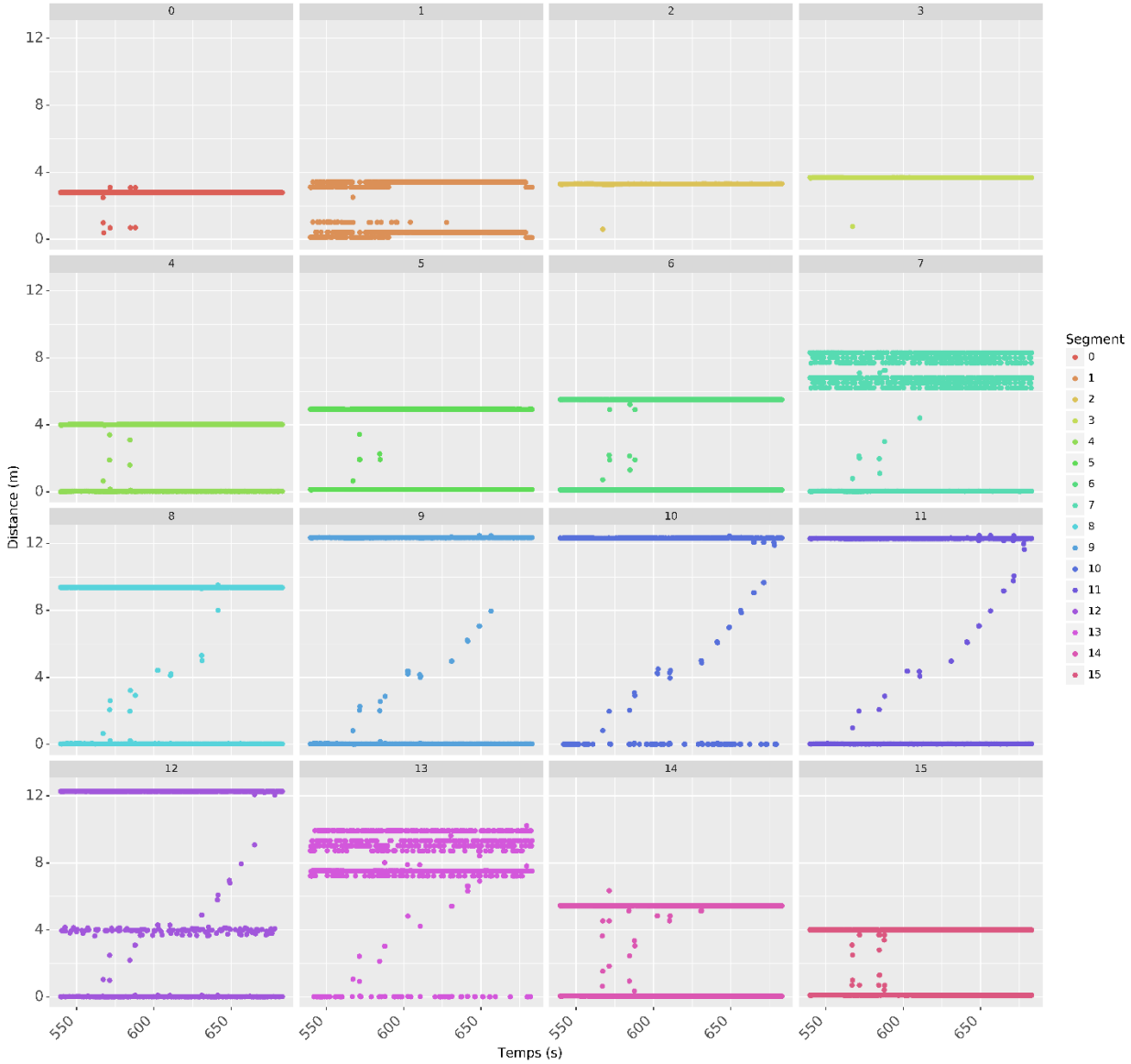

Figure 4.9 : Variation de la distance en fonction du temps durant le scénario 3

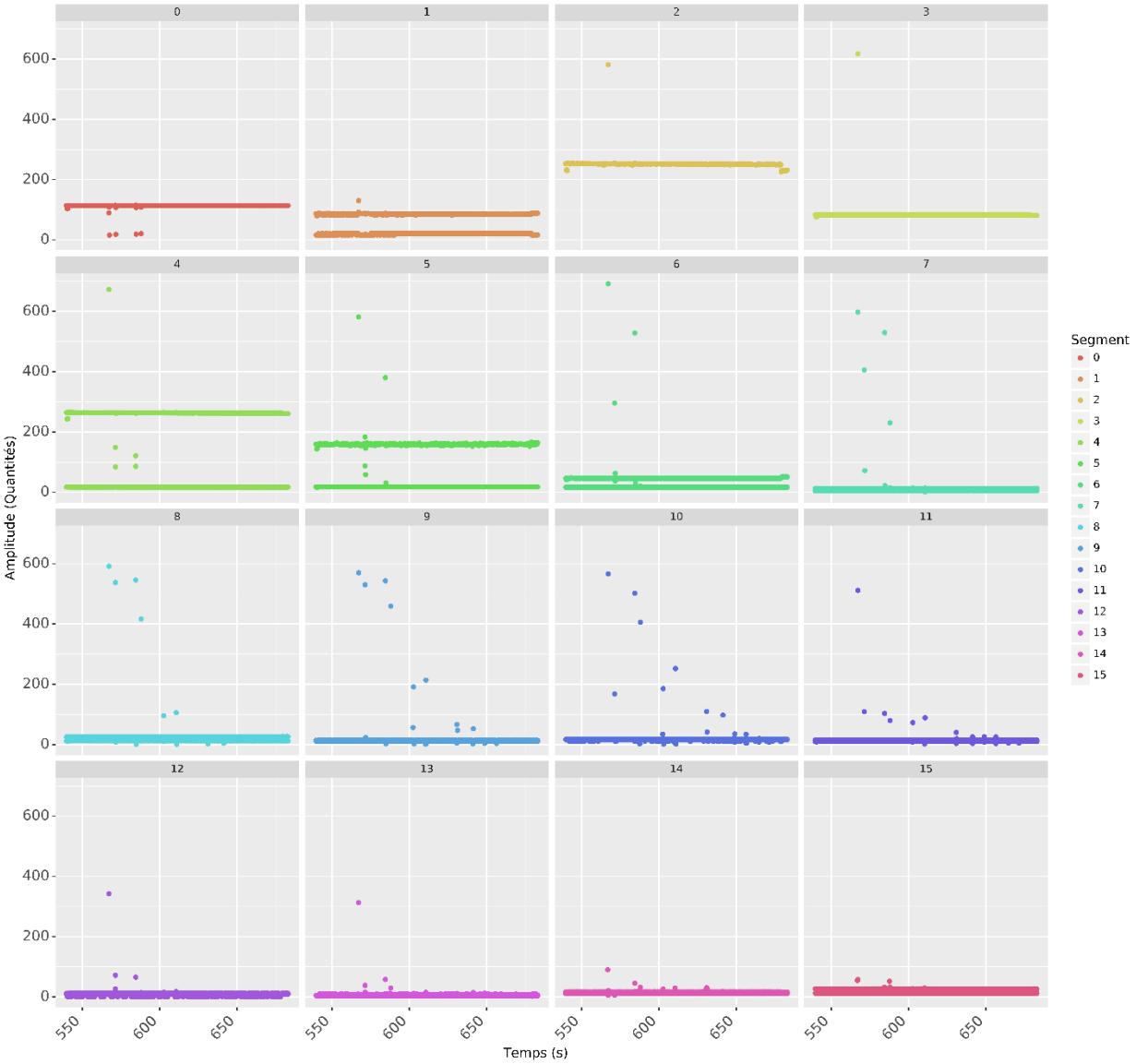

Figure 4.10 : Variation de l'amplitude en fonction du temps durant le scénario 3

4.1.5 Scénario 4 : présence d'un cône

Les variations de la distance et de l'amplitude en fonction du temps sont présentées sur la Figure 4.12 et la Figure 4.13.

Le scénario 4 a été réalisé pendant 10 min. Au début, une personne pose à chaque fois le cône aux différentes distances marquées sur le sol de 1 à 12 m. Par la suite, le cône a été placé à 1 m, et un piéton passe devant la voiture à 3 m. Une personne apparaît dans le champ de vision du lidar à

chaque changement de la distance du cône. La Figure 4.11 illustre le relevé vidéo de la position de cône à 4 m, et la détection correspondante dans la visualisation du lidar.

Au long de l'expérience, le cône a été détecté par les segments de 8 à 15 jusqu'à 11 m. Le segment 12 a détecté correctement le cône de 1 m à 11 m. Pendant ces détections, l'amplitude augmente. Aux deux derniers tests, une personne déplace le cône de 11 m à 1 m. Les observations qui se caractérisent avec les valeurs de distances qui diminuent dans le temps reflètent la personne qui se rapproche pour ramener le cône à la distance 1 m. Finalement, un piéton traverse devant le lidar à une distance de 3 m. Le cône est détecté par les segments de 11 à 15 et le passage de piéton est identifié par les segments de 7 à 13.

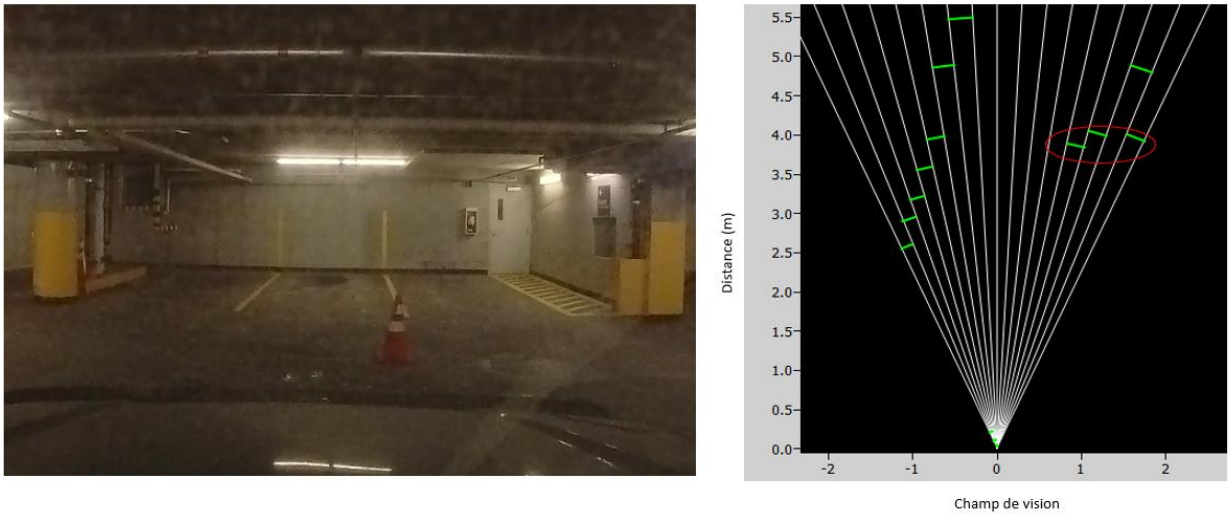

Figure 4.11 : Relevé vidéo de la position du cône à 4 m, et la détection correspondante dans la visualisation du lidar

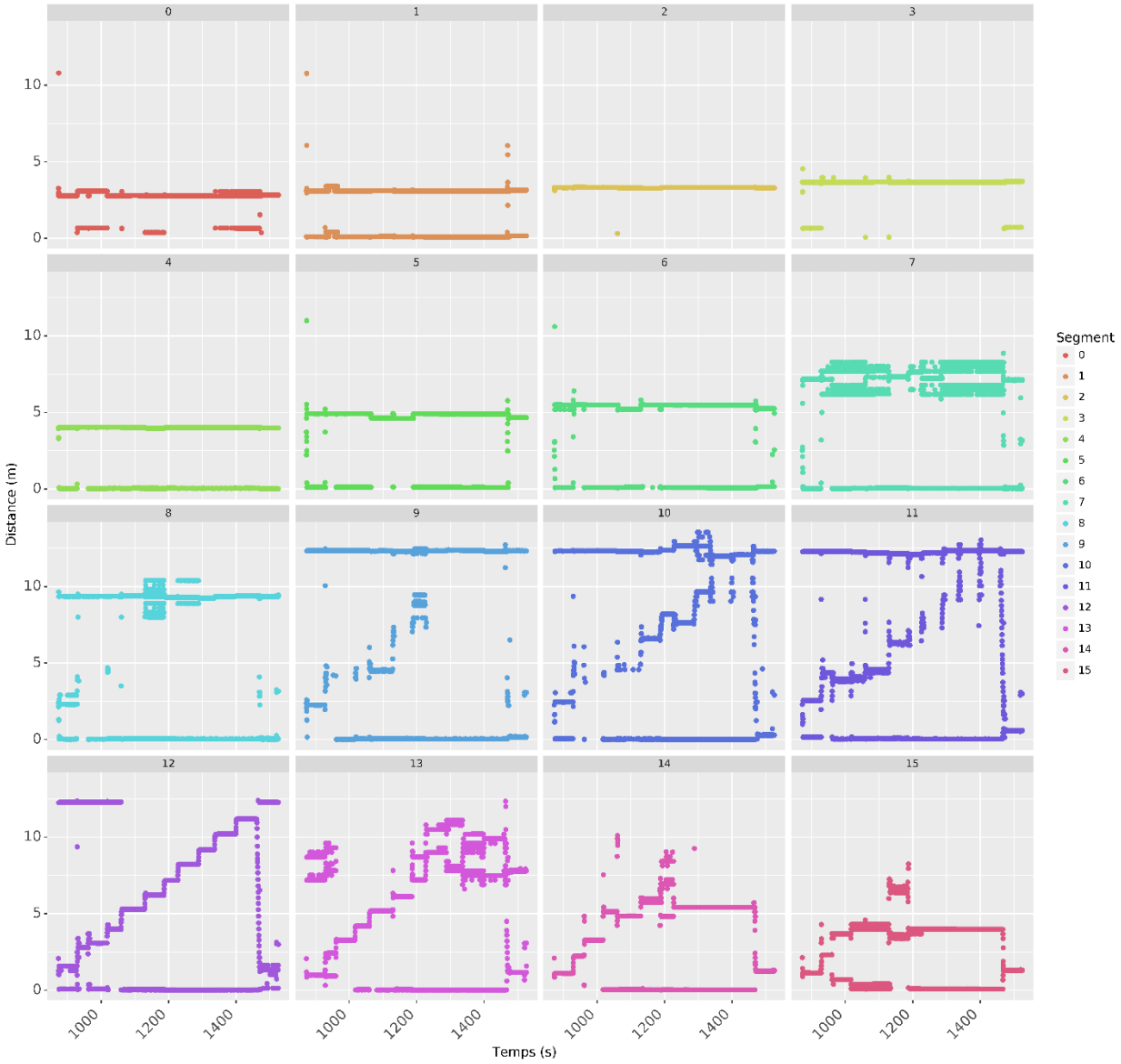

Figure 4.12 : Variation de la distance en fonction du temps durant le scénario 4

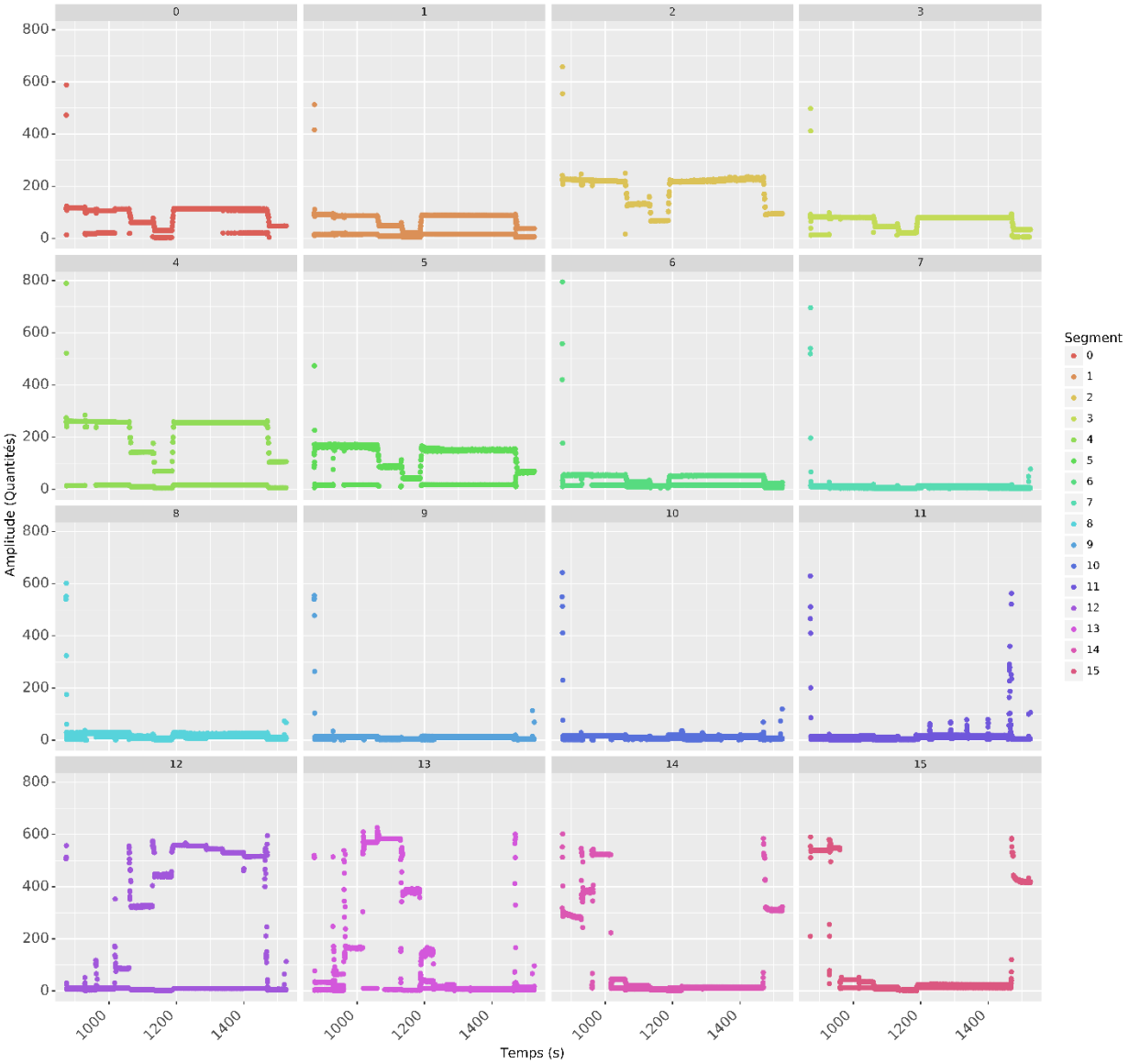

Figure 4.13 : Variation de l'amplitude en fonction du temps durant le scénario 4

4.2 Analyse et résultats

Cette section vise à quantifier la performance du lidar pour la détection. D'après l'analyse de scénarios statiques, nous constatons qu'il existe des mesures de distance et d'amplitude plus fréquentes (normales) qui sont généralement constantes et des mesures de distance et d'amplitude déviant de la normale (atypiques) qui représentent la détection du piéton et du cône. C'est pourquoi nous proposons une méthode pour l'identification des mesures de distances atypiques dans l'ensemble de données. Les annotations manuelles indiquent la présence du piéton ou du cône

pendant le test statique par instant. Un instant est de la classe positive si le piéton ou le cône existe dans le champ de vision du lidar, sinon l'instant est de la classe négative. am_t est l'annotation manuelle à l'instant t.

Au début, il est souhaitable d'éliminer les mesures de la distance égales ou inférieures à une distance nulle puisque le piéton ou le cône ne se place pas à une distance nulle. Donc, nous avons supprimé les mesures avec une distance inférieure à 0,05 m parce qu'elles représentent la précision sur la mesure de la distance nulle.

À cette étape, nous allons choisir la méthode d'agrégation des observations du lidar, afin d'avoir une seule observation pour chaque instant et segment. D'après l'analyse des données collectées en test statique, nous constatons que les mesures de la distance du piéton et du cône correspondent aux mesures qui se caractérisent par l'amplitude la plus grande dans le temps $a_{i,t}$=max $A_{i,t}$. C'est pourquoi nous avons décidé de choisir les mesures avec l'amplitude maximale pour chaque instant et segment. Après cette agrégation, on note $d_{i,t}$ la distance pour laquelle l'amplitude est maximale ($a_{i,t}$ =max $A_{i,t}$).

Afin d'expliquer l'approche utilisée pour déterminer les données atypiques dans l'ensemble de données, nous allons présenter les formules mathématiques des quartiles. Ces quartiles permettent de diviser l'ensemble des données en 4 sous-ensembles de tailles égales. Soient X une variable aléatoire et la fonction de répartition F_X qui à tout réel x, associe la probabilité d'obtenir une valeur inférieure ou égale à x (Perrut, 2010) : $F_X(x)$=P(X ≤ x)

On note n le nombre des observations et F_n est la fonction de répartition empirique construite à partir des n observations :

- Le premier quartile Q_1est $F_n^{-1}(\frac{1}{4})$
- Le deuxième quartile Q_2 est $F_n^{-1}(\frac{2}{4})$
- Le troisième quartile Q_3 est $F_n^{-1}(\frac{3}{4})$
- L'étendue interquartile (Interquartile Range, IQR) =$Q_3 - Q_1$

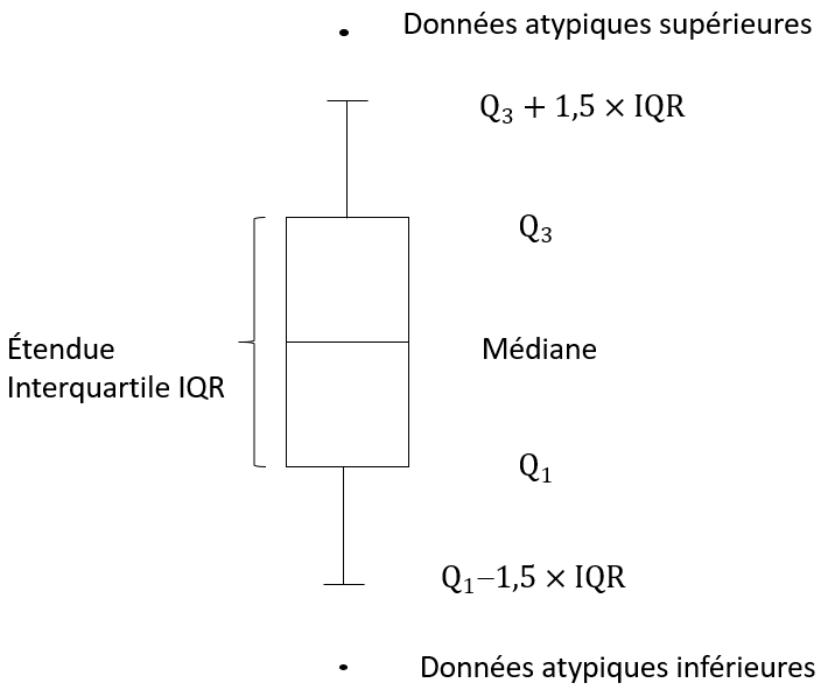

Figure 4.14 : Diagramme de boîte à moustache

La méthode utilisée consiste à identifier les mesures atypiques inférieures et les mesures atypiques supérieures de la distance $d_{i,\,t}$. Nous commençons par calculer $Q_{1,i}$, $Q_{3,i}$, IQR_i (le premier, le troisième quartile et l'étendue interquartiles de chaque segment i) pour l'ensemble des mesures de distance $d_{i,\,t}$ de chaque segment i. Pour chaque segment i et instant t, si $d_{i,t} < Q_{1,i} - 1{,}5 \times IQR_i$ ou $d_{i,t} > Q_{3,i} + 1{,}5 \times IQR_i$, la prédiction $c_{i,t}$ pour le segment i à t est positive, sinon elle est négative. La Figure 4.14 présente le diagramme « boîte à moustaches » qui illustre les données atypiques inférieures et supérieures par rapport à l'ensemble de données.

Par la suite, pour chaque instant t si l'une des prédictions pour un segment i est positive, la prédiction à cet instant c_t est positive, sinon c_t est négative. Ainsi, nous comparons les annotations manuelles am_t et la prédiction c_t à chaque instant t. Finalement, nous générons la matrice de confusion en suivant le processus illustré sur la Figure 4.15.

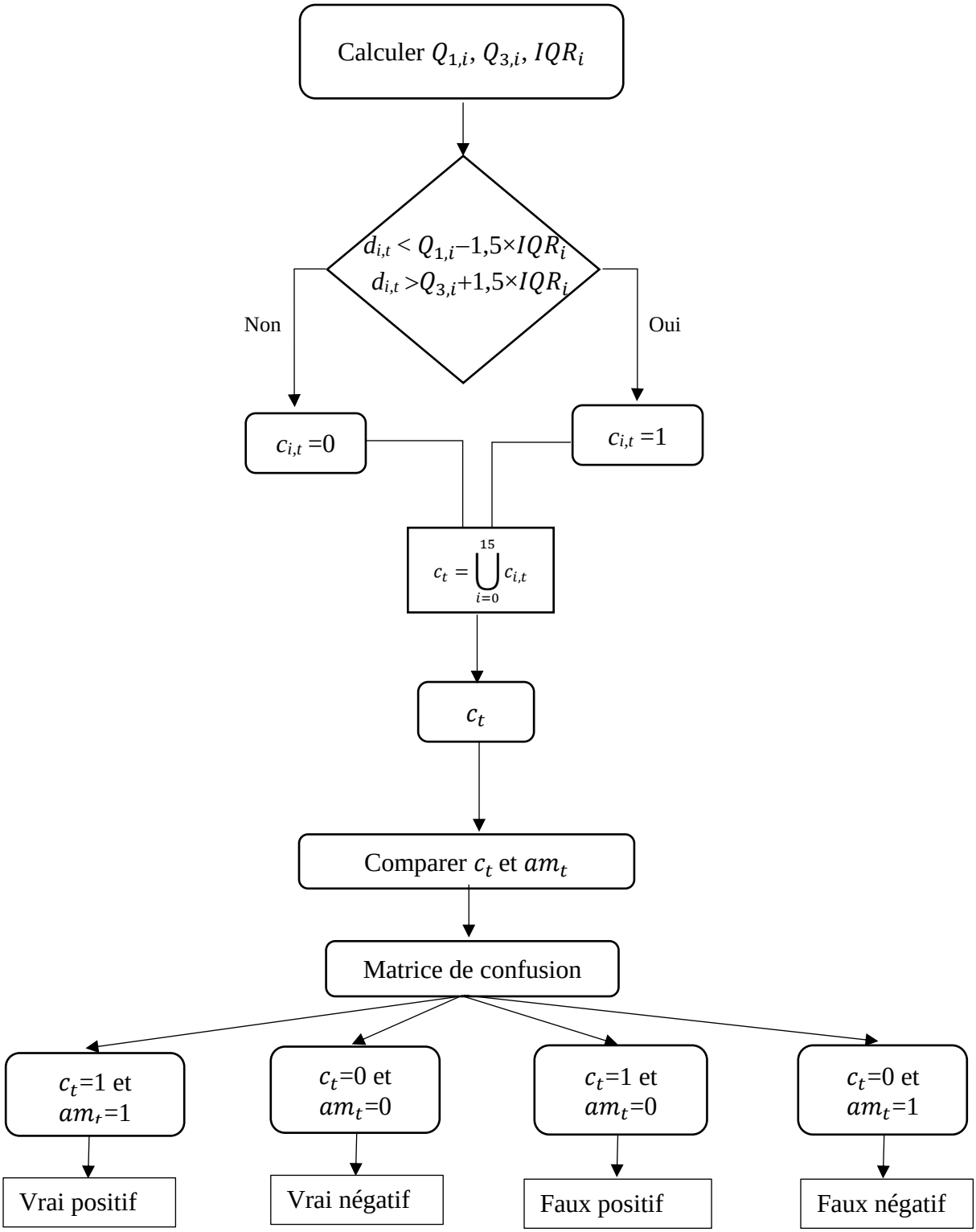

Figure 4.15 : Processus de détection d'un obstacle dans l'étude statique

Le résultat d'évaluation est présenté dans le Tableau 4.2. L'approche appliquée a une sensibilité de 85,5 %. Cependant, le lidar n'identifie pas correctement l'absence du piéton ou du cône avec une spécificité de 33,21 %. Donc, le lidar avec la méthode de détection proposée génère un nombre élevé de fausses alarmes. Ceci peut être causé par la fonction OU logique entre les prédictions $c_{i,t}$ pour chaque segment et instant pour décider la valeur de la prédiction à chaque instant c_t.

Tableau 4.2 : Résultats de l'évaluation de l'étude statique

	Prédictions		
Annotations manuelles	VP=3115	FN=528	Sensibilité ou Rappel=0,855
	FP=555	VN=276	Spécificité=0,3321
	Précision= 0,848		

Afin d'évaluer la performance sur la mesure de la distance, nous avons analysé les erreurs sur les mesures de la distance dans les cas de vrais positifs. Puis, nous allons présenter les mesures de la distance collectées par le lidar pour les cas de faux positifs. Finalement, nous allons présenter les scénarios correspondant aux cas de faux négatifs.

Il est difficile de préciser la distance $d_{ref,t}$ pour le scénario 2 parce que le piéton s'éloigne et se rapproche du lidar de 1 à 11 m. Ainsi, les distances $d_{ref,t}$ ne sont pas précisées pendant le changement de la position du piéton et du cône. Donc, ces situations ne sont pas considérées dans l'analyse de la performance sur la mesure de la distance. C'est pourquoi, le nombre des observations traitées est 2503 pour les cas de vrais positifs et 363 pour les cas de faux négatifs.

Dans le premier cas, nous considérons les cas de vrais positifs, nous avons considéré un intervalle de tolérance de 0,3 m pour identifier les mesures de distance du lidar reliées à la distance de référence pour chaque segment. Nous avons déterminé le taux des mesures dans l'intérieur de l'intervalle de tolérance (noté T) par segment en divisant le nombre de ces mesures par le nombre de vrais positifs.

$$\mathrm{T} = \frac{Nombre\ de\ mesures\ dans\ l'intervalle\ de\ tolérance}{VP}$$

Ensuite, nous avons identifié l'erreur moyenne absolue des mesures du lidar par segment pour les cas de vrais positifs et l'erreur moyenne absolue pour les cas de vrais positifs avec les cas de faux

négatifs. L'erreur est donc la moyenne des différences absolues des mesures du lidar par rapport aux distances de référence par segment.

L'erreur moyenne absolue=$\frac{\sum|d_{ref,t} - d_{i,t}|}{VP}$

Le résultat est présenté dans le Tableau 4.3. Nous observons que la performance sur la mesure de la distance est plus grande ou égale à 50 % pour les segments 12 et 13. La performance sur la mesure de la distance diminue pour les segments de 6 à 11, 14 et 15 qui ont un taux de 15 à 50 %. Pour les segments de 0 à 5 ont un taux sur la mesure de distance moins que 15 %. Nous observons que l'erreur moyenne absolue dépasse 7 m pour le segment 12. Les segments 4, 5, 8, 11, 13, 14 et 15 se caractérisent par une erreur entre 1 et 2,6 m. L'erreur diminue pour les segments aux extrémités à gauche de 0 à 3 et les segments 9 et 10.

Nous constatons que le segment 12 se caractérise par le taux de mesures de la distance à l'intérieur de l'intervalle de tolérance 0,3 m le plus élevé. Mais, l'erreur moyenne sur ce segment est très élevée. Cela peut s'expliquer par le fait que 50 % des mesures sont dans l'intervalle de tolérance, mais les 50 % qui n'appartiennent pas à l'intervalle de tolérance sont très loin par rapport à la distance de référence.

Afin de vérifier ce résultat, nous avons présenté la distribution de la distance $d_{i,t}$ par segment pour les cas de vrais positifs sur la Figure 4.16. Nous observons qu'un nombre élevé de mesures de la distance varie de 0 à 2 m et de 12 à 14 m sur le segment 12. C'est pourquoi l'erreur moyenne absolue est élevée pour ce segment. Ainsi, nous constatons qu'un nombre élevé de mesures de la distance varie entre 2 à 12 m. Ce qui explique le fait que 50 % de mesures se trouvent dans l'intervalle de tolérance 0,3 m.

Pour les segments de 9 à 11, les mesures de la distance varient entre 0 à 12 m avec une faible quantité de mesures pour chaque intervalle de 2 m. Mais, la plupart de mesures de la distance se trouvent entre 12 et 14 m, ce qui explique le faible taux de mesures de la distance à l'intérieur de l'intervalle de tolérance 0,3 m.

Nous observons que les mesures de la distance varient de 2 à 4 m et de 4 à 6 respectivement pour les segments de 0 à 3 et de 4 à 6. C'est pourquoi le taux de mesures de la distance à l'intérieur de l'intervalle de tolérance est faible pour ces segments. Pour l'erreur pour les cas de vrais positifs et de faux négatifs, nous observons que l'erreur varie entre 2 et 5 m pour tous les segments. Le

segment 13 représente l'erreur le plus faible qui est 1,6752. L'erreur dépasse 4 m pour les segments 7 et de 9 à 12. Nous observons que l'erreur est élevée pour les cas de pour les cas de vrais positifs avec les cas de faux négatifs comparée à celle pour les cas de vrais positifs pour tous les segments sauf le segment 12. Nous supposons que les mesures de la distance $d_{ref,t}$ pour les scénarios dans les cas de faux négatifs sont plus proches aux mesures de la distance du lidar au segment 12. Sur la Figure 4.17, nous présentons les scénarios de test statique qui correspondent aux faux négatifs qui sont :

-un piéton qui s'immobilise aux distances 4 m et 11 m dans le scénario 1.

-un piéton qui traverse devant le lidar de gauche à droite à 12 m dans le scénario 3.

-un cône qui est placé aux distances 8, 10 et 11 m dans le scénario 4.

Tableau 4.3 : Résultat du Taux de mesures à l'intérieur de l'intervalle de tolérance et de l'erreur moyenne absolue

Segment	Erreur moyenne absolue (m) pour les cas de vrais positifs	Taux de mesures de la distance à l'intérieur de l'intervalle de tolérance T (%) pour les cas de vrais positifs	Erreur moyenne absolue (m) pour les cas de vrais positifs et faux négatifs
0	0,6893	9	3,4924
1	0,8245	12	3,3134
2	0,2487	3	3,2222
3	0,1693	3	3,0572
4	1,1778	9	2,9091
5	1,037	9	2,5848
6	0,8824	15	2,3913
7	0,8638	12	4,3174
8	1,0204	19	3,002
9	0,1228	19	4,7912
10	0,1311	26	4,4519
11	1,9819	22	4,7664
12	7,1895	52	4,2534
13	1,7348	50	1,6752
14	2,5385	39	2,089
15	1,3154	15	2,584

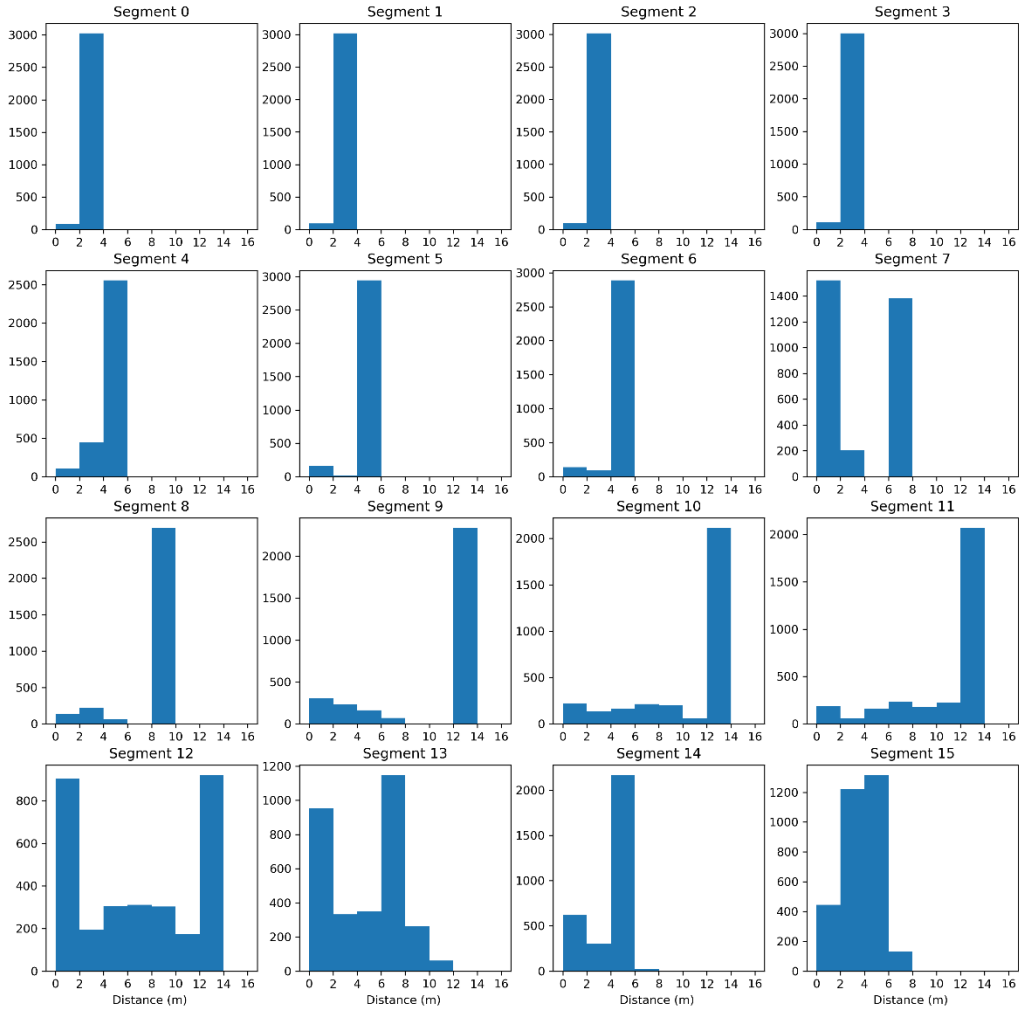

Figure 4.16 : Distribution de la distance $d_{i,t}$ par segment pour les cas de vrais positifs

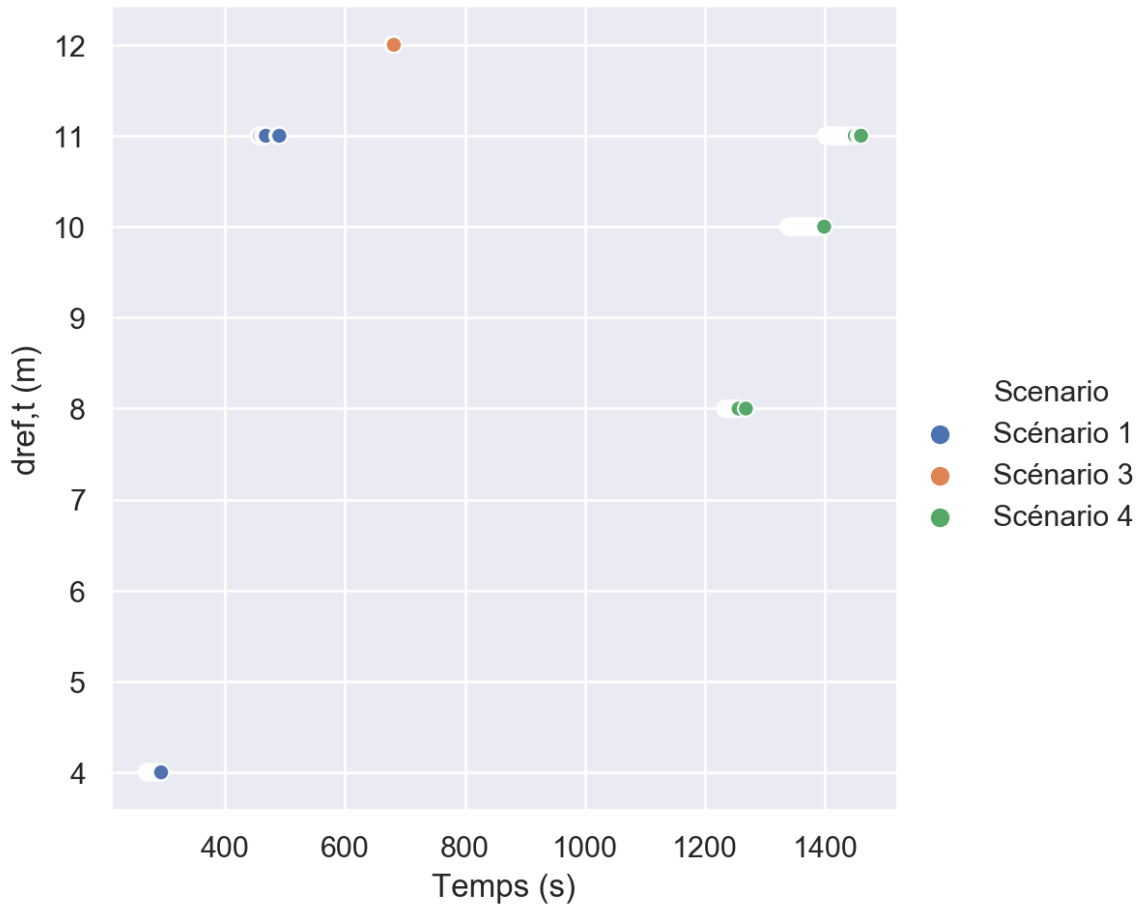

Figure 4.17: Scénarios de test statique correspondant aux cas de faux négatifs

Nous allons présenter la distribution de la distance $d_{i,t}$ par segment pour les cas de faux positifs sur la Figure 4.18. Nous observons que les segments de 0 à 4 mesurent une distance qui varie entre 2 et 4 m. Les segments 4, 5, 6, 14 et 15 mesurent une distance qui varie entre 4 à 6 m. Ces mesures de la distance correspondent à la détection du sol qui sont causées par une mauvaise position du lidar. Les segments 7, 8 et 13 se caractérisent par des distances élevées qui varient entre 6 et 10 m. Ces mesures correspondent à la détection des deux poutres de gauche et droite dans le champ de vision du lidar qui sont visibles sur la Figure 4.11. Les segments de 9 à 12 mesurent une distance supérieure à 12 m, ce qui reflète la détection du mur.

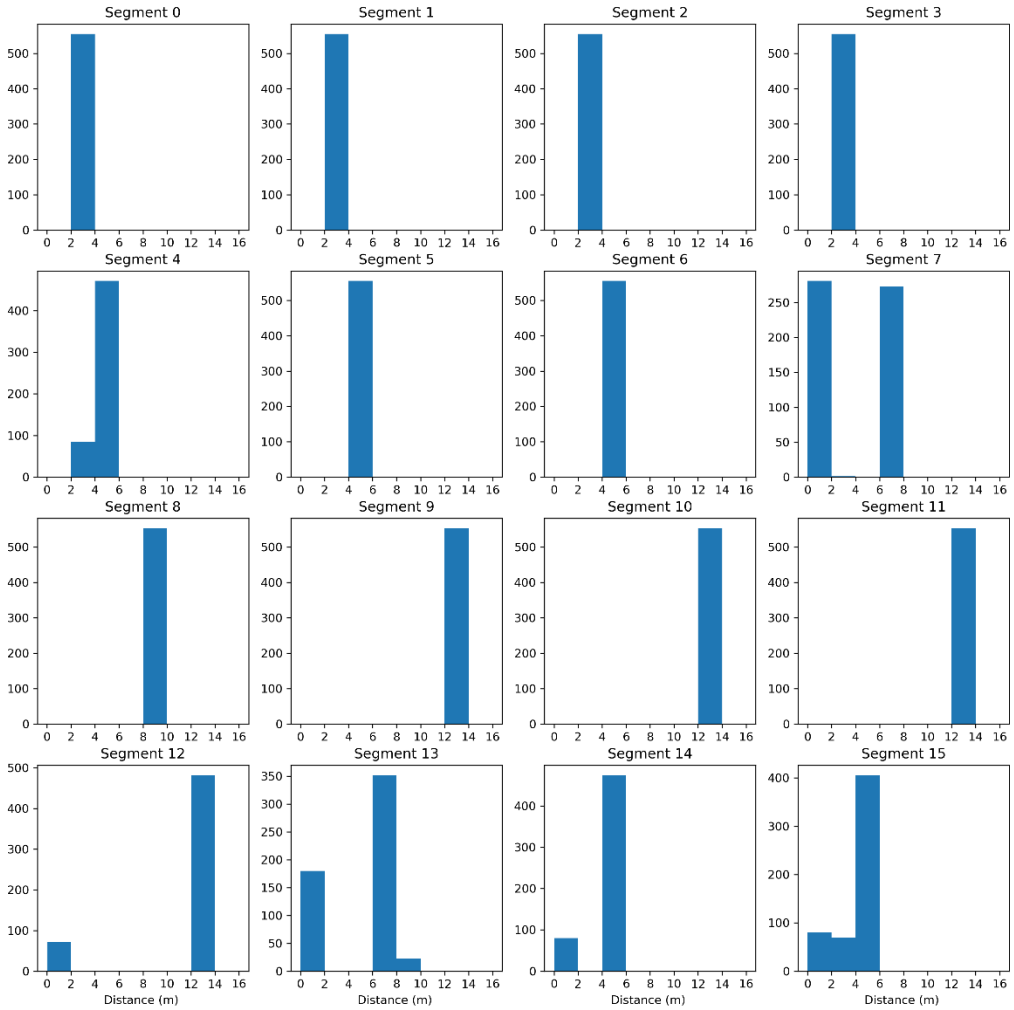

Figure 4.18 : Distribution de la distance $d_{i,t}$ par segment pour les cas de faux positifs

4.3 Expérimentation dynamique

Dans cette section, nous allons présenter un exemple d'images captées par les trois caméras EON, Garmin 66W et Thinkware Q800. Une analyse graphique a été réalisée des données du lidar collectées à des scénarios dynamiques avec une voiture, un piéton et un cycliste.

4.3.1 Analyse comparée de la performance des caméras

Pour chaque minute, la caméra EON enregistre des segments vidéo en dossiers séparés. Pendant la conduite, le système détecte en temps réel les piétons et les véhicules dans le champ de la vision. Mais, les fichiers enregistrés ne contiennent aucune détection.

Les événements enregistrés dans la caméra Thinkware Q800 représentent 50 détections. Tous les événements sont causés par des vibrations aux ralentisseurs de la route (dos d'âne). Quant à elle, la caméra Garmin 66W n'a enregistré aucun événement.

La Figure 4.19 illustre l'enregistrement vidéo pour la caméra EON (a), la caméra Garmin 66W (b), la caméra Thinkware (c) et la détection enregistrée par le lidar (d). La caméra Thinkware illustre une bonne qualité de la vidéo avec un large champ de vision. Le lidar détecte correctement la voiture meneuse ainsi que les voitures stationnées à droite.

Figure 4.19 : Exemple d'images captées par le système EON (a), la caméra Garmin 66W (b), la caméra Thinkware Q800 (c) et les mesures correspondantes du lidar (d)

4.3.2 Analyse de la performance du lidar

Le but de l'expérimentation dynamique est de déterminer la capacité du lidar à détecter des véhicules, des usagers de la route et des obstacles alors que le véhicule est en mouvement. Cela est fait par l'étude des détections dans les situations définies à la section 3.3.3. Les mesures de distance

négative ont été supprimées. Il est à noter qu'on annote un événement si l'une des catégories d'interaction (sur la section 3.3.3) est identifiée pendant l'expérimentation dynamique.

La Figure 4.20 et la Figure 4.21 présentent la distribution de la distance et de l'amplitude respectivement pour le test dynamique 1.

Nous observons que les mesures de la distance sont généralement inférieures à 5 m surtout pour les segments d'extrémité droite de 11 à 15. Mais, la distribution de la mesure de la distance est inférieure à 8 m pour le segment 8. La distribution de la mesure de la distance est asymétrique vers la droite pour tous les segments. Il existe plusieurs mesures de distance atypique pour les segments de 0 à 10. Les valeurs atypiques de distance sont élevées pour les segments de 3 à 6. Nous remarquons que les mesures de la distance ne dépassent pas 20 m pour les segments 14 et 15.

Nous observons que la distribution de la mesure de l'amplitude est asymétrique vers la droite pour tous les segments. La plupart des mesures de l'amplitude sont inférieures à 50 pour les segments 0 à 12. Pour les segments de 13 à 15 à l'extrémité à droite, le mode de l'amplitude varie entre 50 et 100. Il existe plusieurs mesures atypiques pour les segments de 10 à 15.

Nous constatons que les mesures de la distance sont généralement inférieures à 5 m et les mesures de l'amplitude sont inférieures à 50.

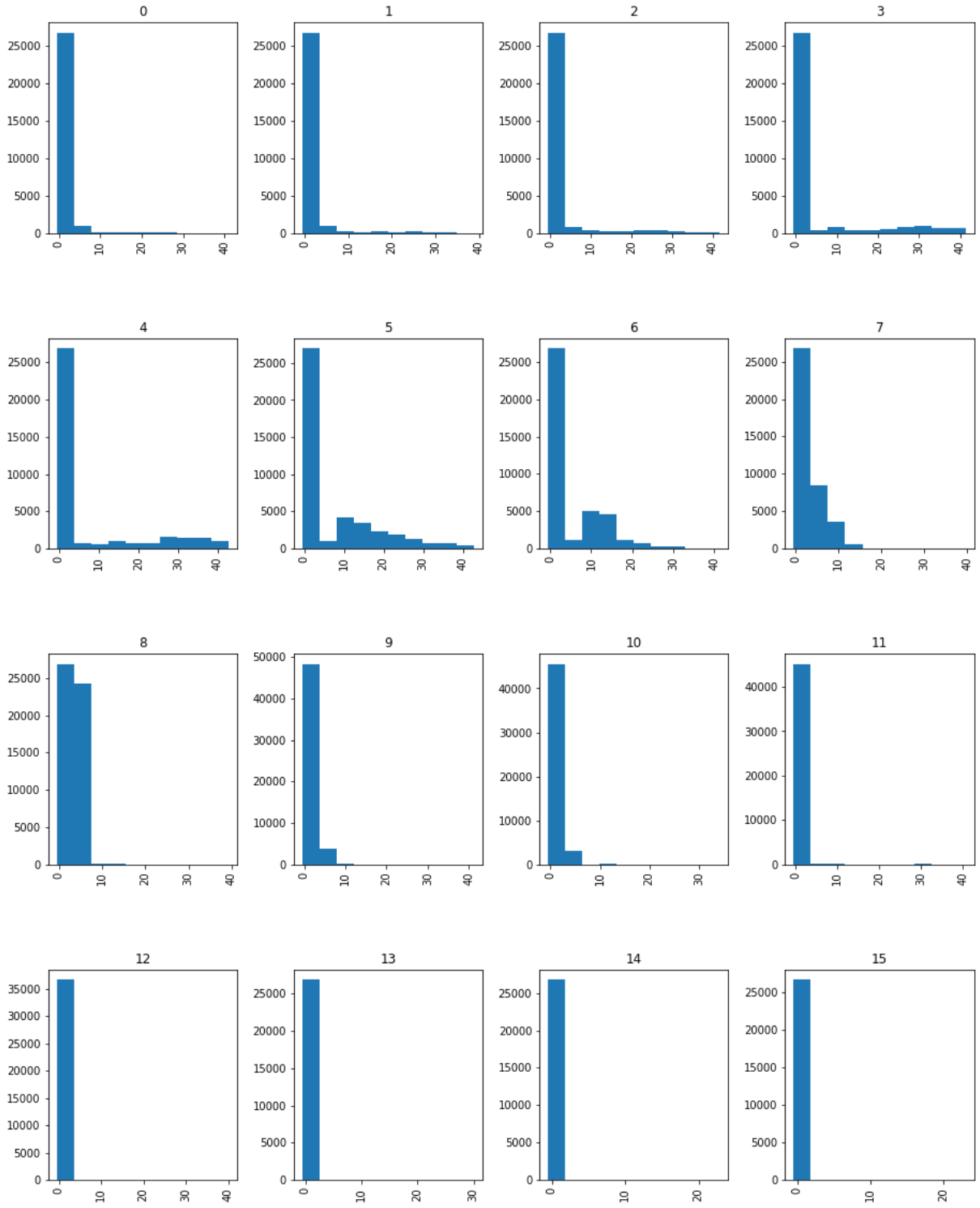

Figure 4.20: Distribution de la distance pour le test dynamique 1

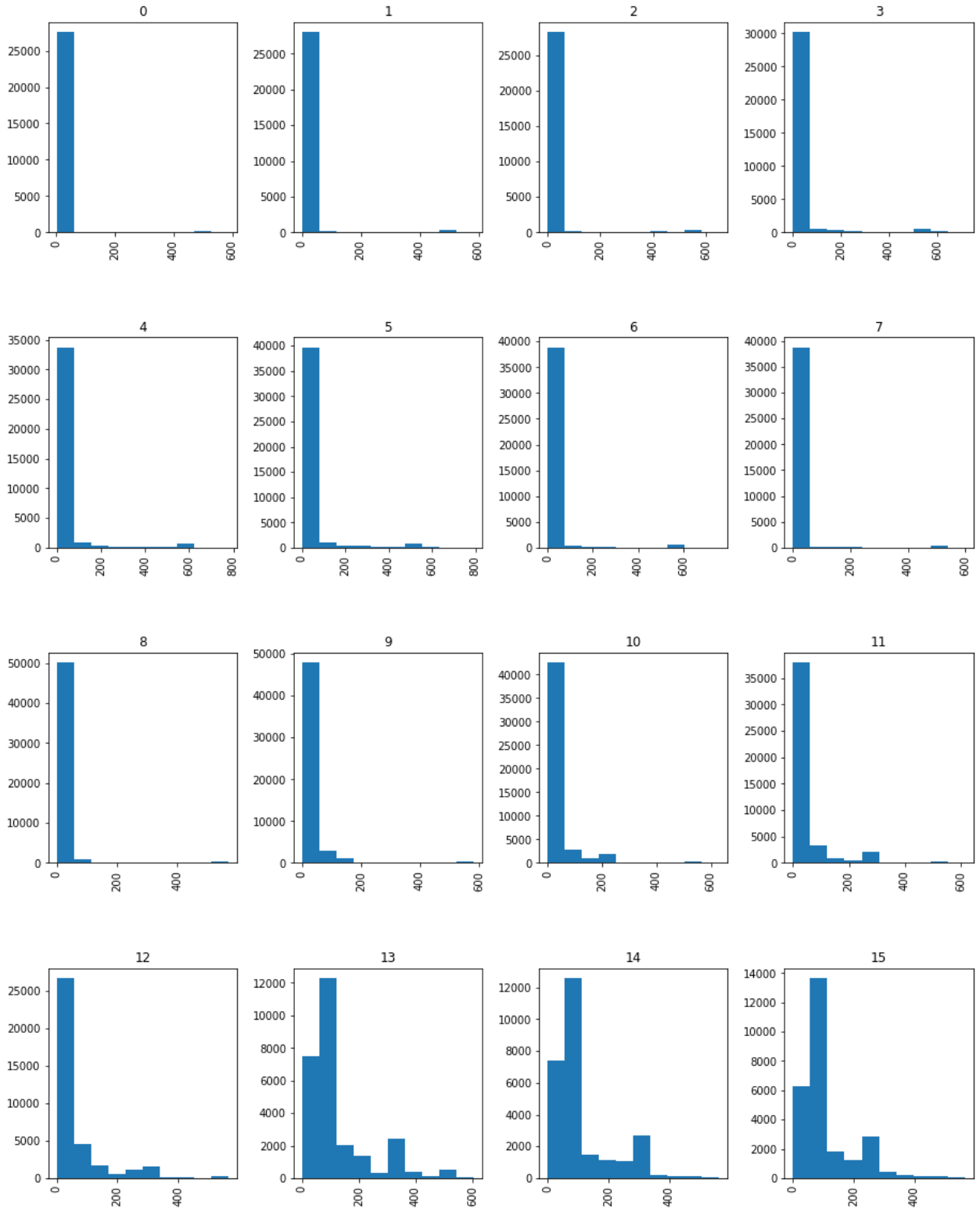

Figure 4.21: Distribution de l'amplitude pour le test dynamique 1

4.3.2.1 Interaction avec une voiture

Le scénario étudié appartient à la catégorie 1 des interactions dans la section 3.3.3 qui reflète l'interaction de la voiture de test avec une autre voiture en situation de suivi, après que cette dernière s'est arrêtée brusquement. L'interaction a duré 12 s. À cette étape nous avons comparé les mesures de la distance pendant l'interaction et les mesures collectées avant le début de l'interaction de 12 s. La Figure 4.23 présente la distance en fonction du temps des annotations manuelles (de couleur bleue) et à la période de temps qui précède le début des annotations manuelles (de couleur rouge) sur la Figure 4.23. Le relevé vidéo avant le début de l'interaction (a) et pendant l'interaction (b) est présenté sur la Figure 4.22.

Nous observons que les détections se réalisent sur les segments 4, 5 et 6. Pendant l'interaction, nous remarquons que la distance diminue pendant une courte période. Nous constatons qu'une mesure avec une distance élevée apparaît en même temps qu'une mesure avec une petite distance sur le segment 5. Cela peut s'expliquer par le fait que le lidar détecte plusieurs objets simultanément (les arbres et les voitures stationnées qui se trouvent à 30 m du lidar). Les mesures de distance pendant l'interaction au segment 5 coïncident avec les mesures de la distance sur le segment 6. Avant l'interaction, nous observons des mesures similaires à celles pendant l'interaction malgré l'absence d'objet à détecter comme affiché sur la capture (a) de la Figure 4.22.

La Figure 4.24 présente la distance en fonction du temps pendant l'interaction pour les segments 4, 5 et 6. Nous observons aussi que quelques mesures de distance coïncident sur les segments voisins, autrement dit les segments 5 et 6 se caractérisent par des détections qui ont les mêmes mesures de distances aux mêmes instants.

Nous avons réalisé une régression linéaire entre la distance du segment 5 et le temps pendant l'interaction sur des mesures de la distance qui diminuent en fonction du temps (cercle encadré) à une vitesse constante. Pour tous les scénarios étudiés, nous considérons les mesures de la distance seulement à une vitesse constante, pour évaluer le temps restant pour avoir une collision en gardant la même vitesse de la voiture de test.

La vitesse est identifiée dans les vidéos collectés de la caméra Garmin 66 W. Sur la vidéo, aucun obstacle n'est détecté à une distance 0. C'est pourquoi, pendant la régression, nous avons supprimé les mesures avec une distance inférieure à 0,05 par ce que c'est la précision sur la mesure de la distance nulle. Les coefficients de détermination, les coefficients de la relation linéaire entre la

distance et le temps sont présentés dans le Tableau 4.4. Nous constatons qu'il existe une relation linéaire négative entre la distance et le temps. La pente de la régression linéaire entre la distance et le temps est -6,533, ce qui indique que la distance diminue de 6,533 m à chaque seconde. Pour cette régression linéaire, la distance la plus faible est 10 m comme affichée sur la Figure 4.23. Donc, si la vitesse était restée constante, il aurait fallu 1,53 s pour avoir une collision entre la voiture de test et la voiture meneuse, ce qui correspond au temps à la collision.

(a) (b)

Figure 4.22 : Relevé de la vidéo avant l'interaction (a), et pendant l'interaction (b), avec une voiture

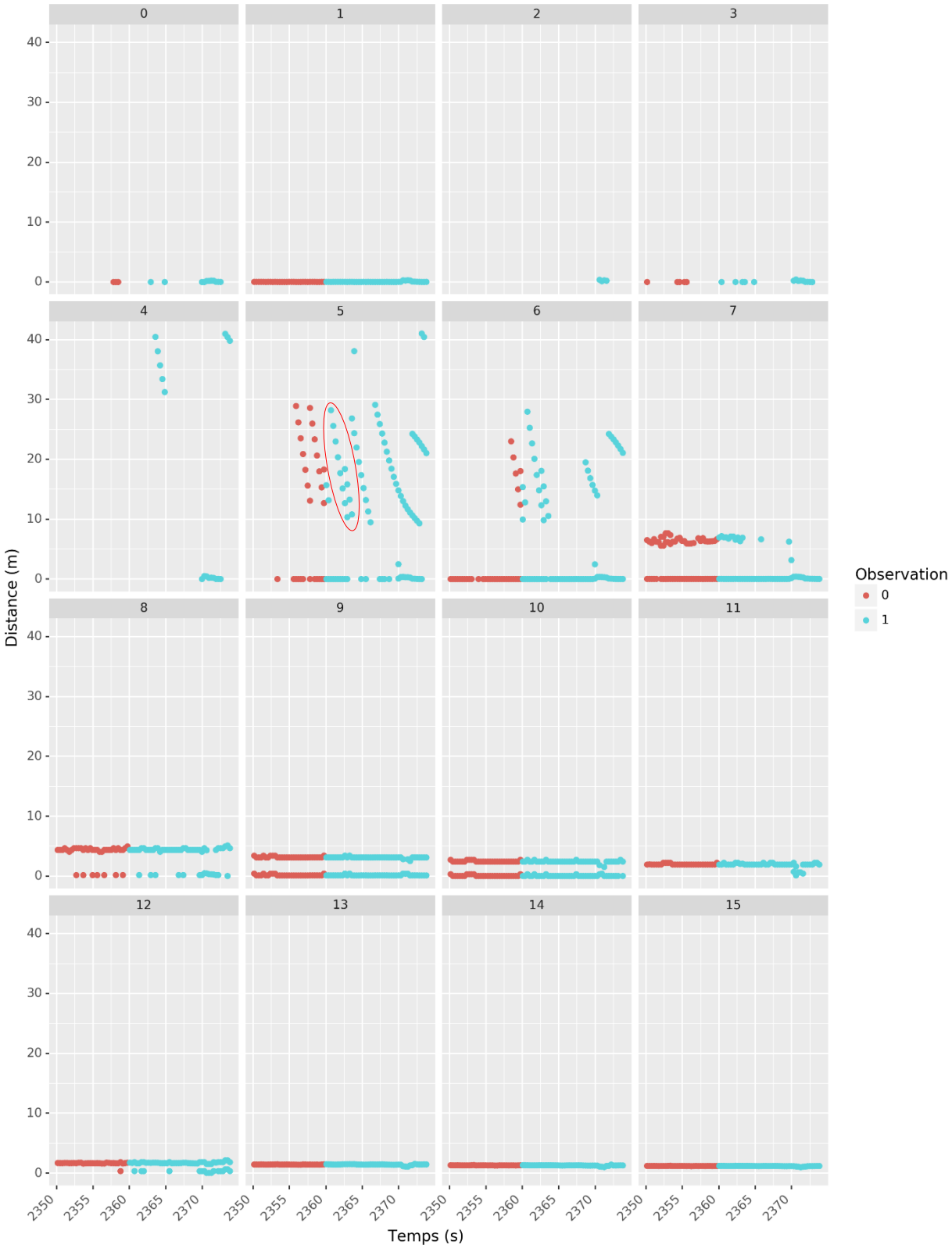

Figure 4.23 : Distance en fonction du temps par segment pendant l'interaction avec une voiture

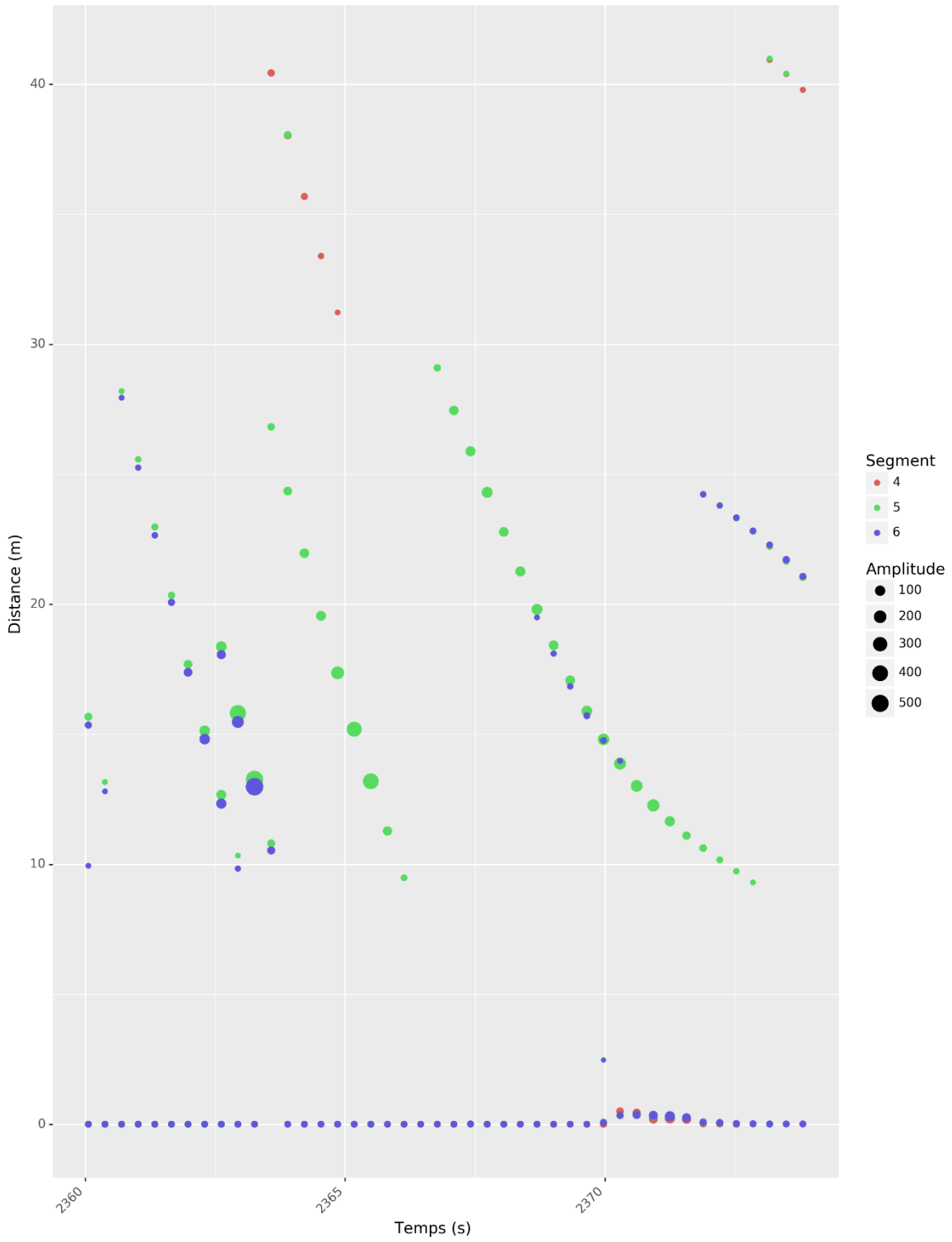

Figure 4.24 : Distance en fonction du temps pendant l'interaction avec une voiture (l'amplitude est indiquée par la taille de chaque point)

Tableau 4.4 : Résultats de la régression linéaire entre la distance et le temps pendant l'interaction avec une voiture

Méthode des moindres carrés	
Nombre d'observations	10
Ordonnée à l'origine	15450,33
Pente	-6,533
Coefficient de détermination	0,865

4.3.2.2 Interaction avec un piéton

Le scénario étudié appartient à la catégorie 9 des interactions dans la section 3.3.3. Ce scénario reflète la détection d'un piéton par la voiture de test. L'interaction a duré 3 s. En suivant la même analyse du premier scénario, nous allons comparer les mesures de la distance pendant l'interaction avec les mesures collectées avant 3 s du début de l'interaction. Les images vidéo avant le début de l'interaction (a) et pendant l'interaction (b) sont affichées sur la Figure 4.25. La distance mesurée en fonction du temps est présentée dans la Figure 4.26. Les mesures de la distance en fonction du temps en rouge représentent les mesures avant le début de l'interaction et les mesures des annotations manuelles en bleu correspondent à la détection du piéton pendant l'interaction.

D'après les vidéos collectées de la caméra Garmin, la voiture de test change de voie pendant que le piéton traverse. La détection du piéton se réalise sur les segments de 0 à 5. Pendant l'interaction, la distance diminue pendant une courte période. Cette détection commence sur les segments 1 et 2, puis elle coïncide avec les détections aux segments 0, 3 et 4 et continue sur le segment 5. Avant l'interaction, il existe des mesures de la distance qui diminuent dans le temps d'une façon similaire à celle des annotations manuelles. Il nous semble que ces mesures correspondent à la détection de la voiture devant la voiture de test avant le changement de la voie effectué par la voiture de test comme affiché sur la Figure 4.25.

De même que le premier scénario étudié, nous vérifions une cohérence de mesures de la distance entre les segments voisins comme affichée sur la Figure 4.27.

À cette étape, nous allons analyser la régression linéaire entre la distance du segment 2 et le temps pendant l'interaction sur des mesures de la distance qui diminuent en fonction du temps (cercle encadré) à une vitesse constante.

Le résultat de la régression linéaire est présenté dans le Tableau 4.5. La vitesse identifiée est 15 km/h tirés des vidéos de la caméra Garmin 66W comme affichés sur Figure 4.25. Nous avons calculé les coefficients de détermination et les coefficients de la relation linéaire entre la distance et le temps. Nous observons une relation linéaire négative entre la distance et le temps. Dans ce cas, la pente est -3,98 m. Pour cette mesure la distance la plus faible est 12 m comme affichés sur la Figure 4.26. Donc, si la vitesse était restée constante et le piéton était resté sur la même position, il fallait 3 s pour avoir une collision entre la voiture de test et le piéton, ce qui correspond au temps à la collision à cet instant.

(a) (b)

Figure 4.25 : Relevé de la vidéo avant l'interaction (a), et pendant l'interaction (b), avec un piéton

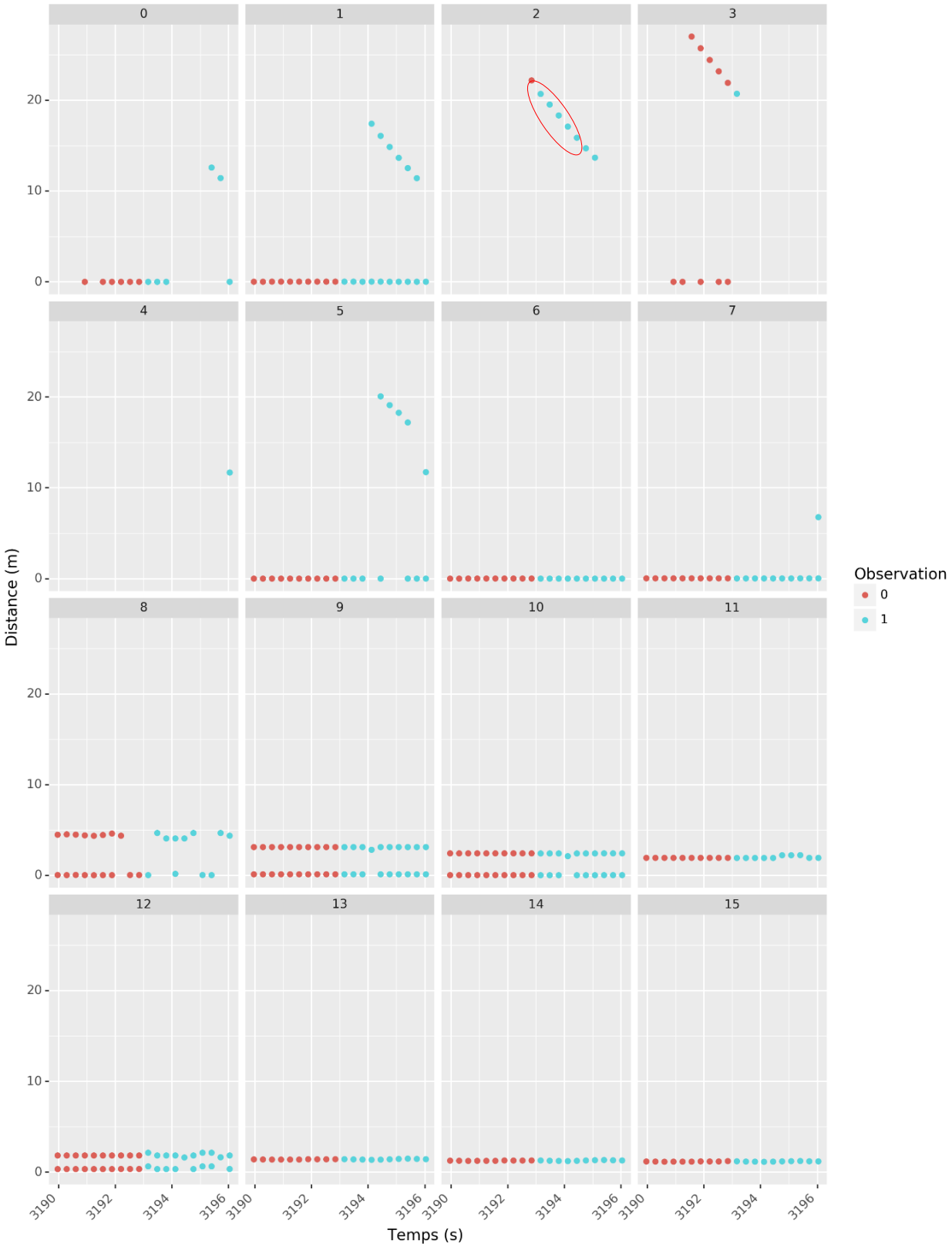

Figure 4.26 : Distance par rapport au temps par segment pendant l'interaction avec un piéton

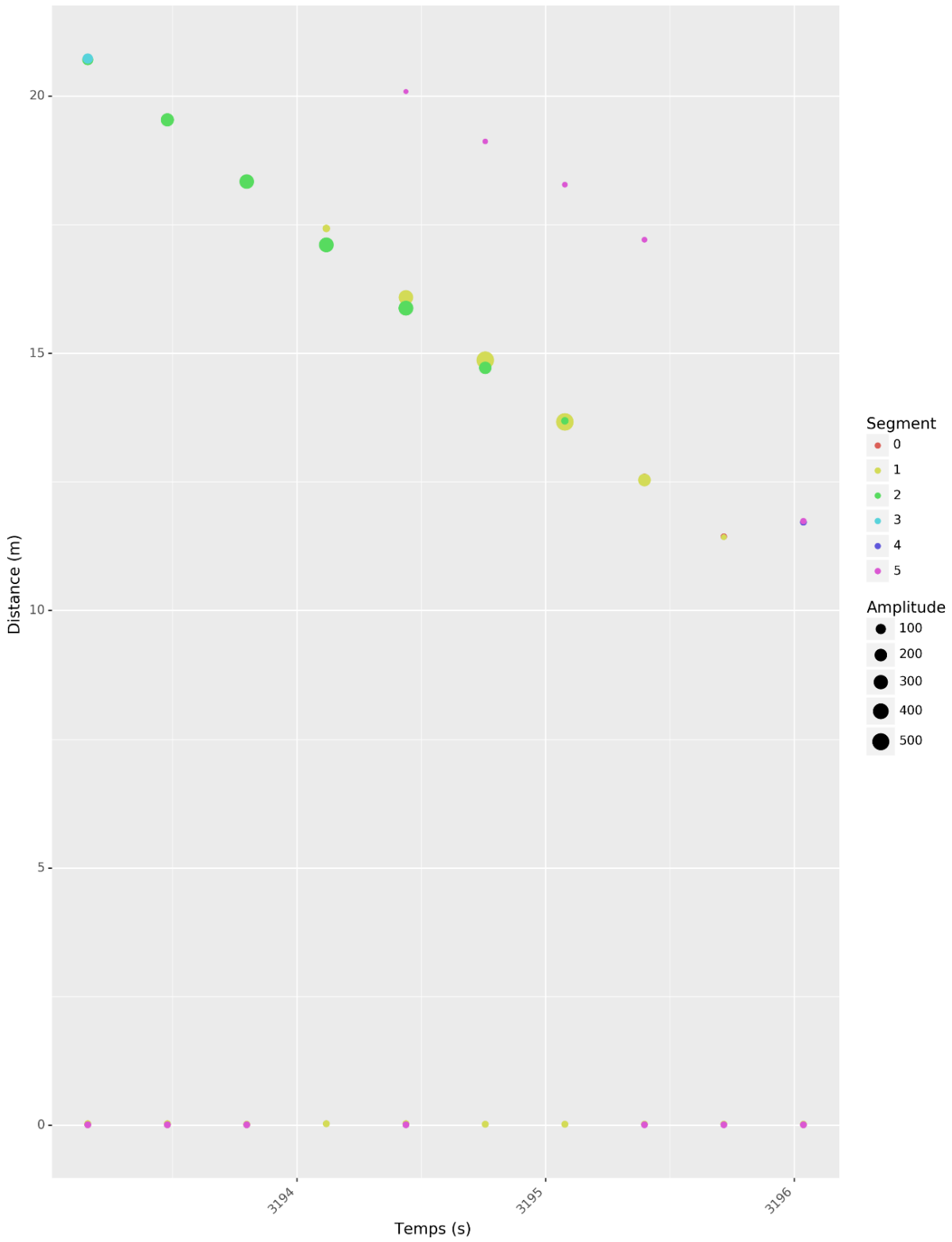

Figure 4.27 : Distance par rapport au temps pendant l'interaction avec un piéton (l'amplitude est indiquée par la taille de chaque point)

Tableau 4.5 : Résultats de la régression linéaire entre la distance et le temps pendant l'interaction avec un piéton

Méthode des moindres carrés	
Nombre d'observations	6
Ordonnée à l'origine	12461,41
Pente	-3,98
Coefficient de détermination	0,999

4.3.2.3 Interaction avec un cycliste

Ce scénario appartient à la catégorie 6 des interactions dans la section 3.3.3 qui consiste en une interaction avec un cycliste qui se déplace dans la même direction que la voiture de test. L'interaction a duré 15 s. Nous analysons les mesures de la distance pendant l'interaction avec les mesures collectées avant le début de l'interaction de 10 s. Les images avant le début de l'interaction (a) et pendant l'interaction (b) sont présentées sur la Figure 4.28. La distance mesurée en fonction du temps est présentée dans la Figure 4.29. Les mesures de la distance en rouge représentent les détections avant le début de l'interaction et les mesures de la distance en bleu correspondent aux détections pendant l'interaction. Il est à noter que la voiture de test tourne à droite avant le début de l'interaction.

Avant l'interaction, nous observons que la distance diminue lentement entre 40 et 15 m en couleur rouge sur le segment 5. Cela peut s'expliquer par l'existence de plusieurs voitures stationnées à droite et à gauche. Il est à noter que pendant cette interaction, le cycliste change de voie à gauche de la voiture, puis il retourne vers sa voie à droite de la voiture de test. Nous observons que les segments de 0 à 6 sont les seuls qui détectent le cycliste. La distance diminue pendant une courte période. La cohérence entre les mesures des segments pour cette interaction est vérifiée sur la Figure 4.30.

Le Tableau 4.6 présente le résultat de la régression linéaire entre la distance du segment 3 et le temps pendant cette interaction (cercle encadré) à une vitesse constante. Nous observons que le coefficient de détermination est proche de 1. Il existe une relation linéaire négative entre la distance et le temps avec une pente de 5,849 m. Pour cette mesure la distance la plus faible est 12 m comme affichés sur la Figure 4.29. Donc, si la vitesse était restée constante et le cycliste s'était arrêté brusquement, il fallait 2 s pour avoir une collision entre la voiture de test et le cycliste.

(a) (b)

Figure 4.28 : Relevé de la vidéo avant l’interaction (a), et pendant l’interaction (b), avec un cycliste

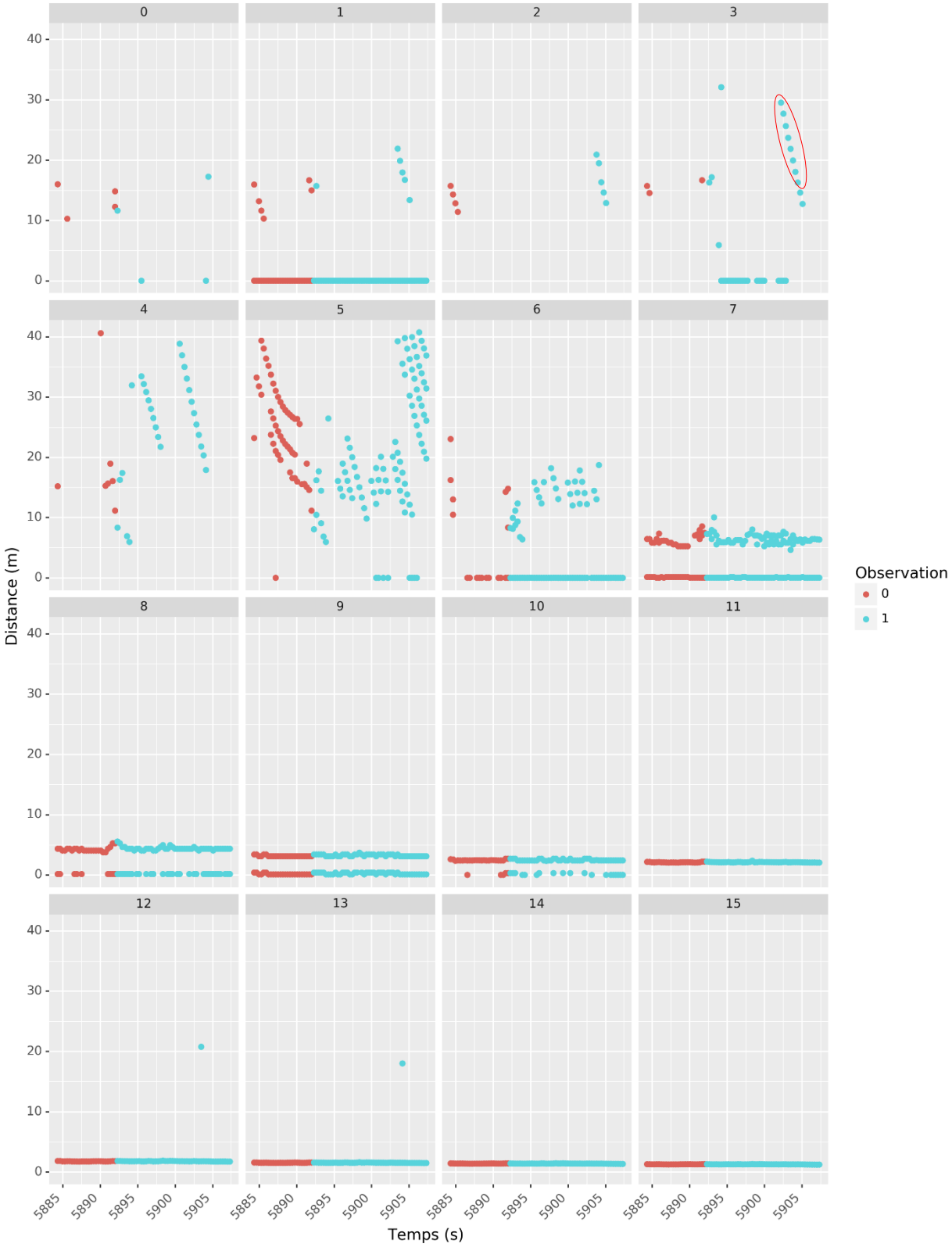

Figure 4.29 : Distance par rapport au temps par segment pour l'interaction avec un cycliste

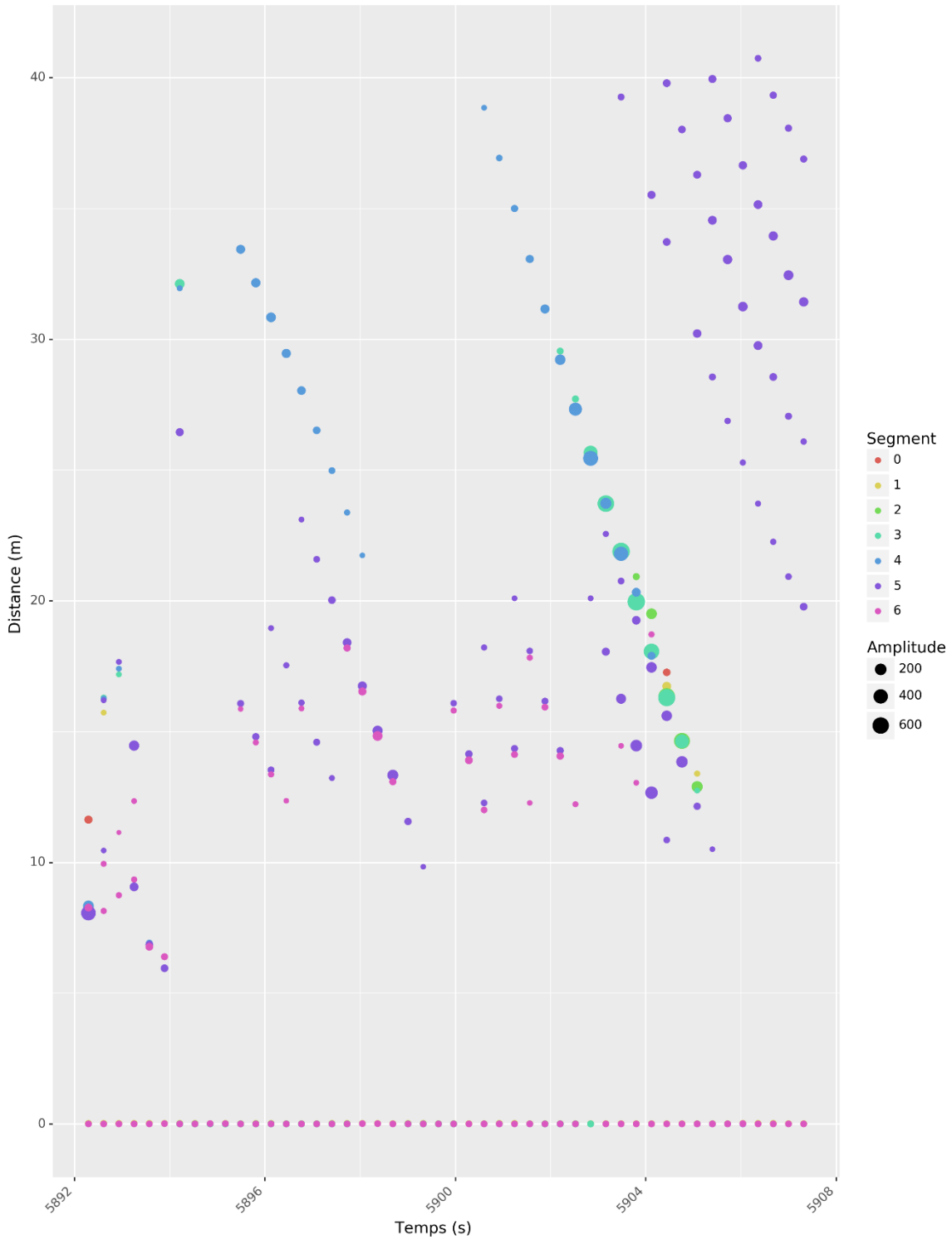

Figure 4.30 : Distance par rapport au temps pendant l'interaction avec un cycliste (l'amplitude est indiquée par la taille de chaque point)

Tableau 4.6 : Résultats de la régression linéaire entre la distance et le temps pendant l'interaction avec un cycliste

Méthode des moindres carrés	
Nombre d'observations	8
Ordonnée à l'origine	34553,007
Pente	-5,849
Coefficient de détermination	0,999

CHAPITRE 5 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Ce mémoire présente les résultats de l'exploration des fonctionnalités de plusieurs capteurs véhiculaires et une évaluation de la performance de détection d'un lidar. D'abord, une liste non exhaustive des caméras de bord (Dashcams) et des lidars a été réalisée. Ensuite, un protocole d'expérimentation a été élaboré pour évaluer les capteurs choisis dans les différentes situations. Ce protocole débute par la préparation des capteurs. Nous avons conçu et imprimé en 3D le boitier du lidar. Par la suite, les capteurs ont été installés sur la voiture de test. En parallèle, des scénarios statiques ont été définis dans le but d'évaluer le lidar lorsque le véhicule ne bouge pas. On annote l'événement à un instant comme positif si le piéton ou le cône existe dans le champ de vision du lidar, sinon on l'annote comme négatif. Un ensemble de scénarios dynamiques ont aussi été identifiés qui reflètent l'interaction entre la voiture de test et les autres usagers de la route. Les données de la localisation et de la vitesse ont été extraites pour chaque seconde des vidéos collectées par les caméras Gramin 66W et Thinkware Q800. De plus, nous avons associé temporellement ces données avec les annotations manuelles et les données collectées par le lidar. Finalement**,** nous avons réalisé une analyse exploratrice des données selon les scénarios statiques et dynamiques.

Nous avons analysé les prédictions en identifiant les données atypiques dans l'ensemble de données en étude statique. De plus, nous avons généré la matrice de confusion et les mesures d'évaluation associées. Le résultat montre que le rappel est 85,5 %. Mais, les détections du lidar avec l'approche de classification utilisée de l'identification des mesures atypiques génèrent un nombre élevé de fausses alarmes. Ainsi, nous avons évalué la performance sur la mesure de la distance pour chaque segment en utilisant les mesures de la distance effectuées par le lidar avec la distance de référence extraite des annotations manuelles.

Pour les expérimentations statiques et dynamiques, nous constatons qu'il existe une cohérence entre les mesures de la distance des segments voisins. Pour les scénarios statiques, l'amplitude augmente à l'apparition d'un usager de la route ou d'un obstacle. Finalement, les caméras de bord testées sont incapables de détecter à basse vitesse les autres usagers de la route.

5.1 Limites

Cette étude consiste à évaluer la performance de chaque capteur d'une façon indépendante. Cette évaluation permet d'étudier les avantages et les lacunes de chaque capteur afin de tirer l'information la plus importante de chaque capteur si plusieurs capteurs sont fusionnés. D'une façon générale, les capteurs de vision comme les caméras peuvent aider à identifier le type de l'objet détecté ou s'il y a un usager de la route dans le champ de vision, et le lidar permet de préciser la distance de détection de l'objet ou de l'usager de la route détecté dans le champ de vision. Nous constatons que l'identification d'un événement dangereux nécessite l'utilisation des algorithmes de suivis à partir des détections du capteur.

Pendant le paramétrage du lidar, nous avons fixé le seuil de modification d'amplitude à une valeur 0 qui a été recommandée par le guide d'utilisateur (Leddartech, 2019). Pendant la réalisation de l'expérimentation, nous avons remarqué qu'il existe plusieurs mesures avec de petites amplitudes. Donc, après la réalisation des expérimentations, nous avons contacté le support technique de Leddartech. Ils nous ont conseillé d'augmenter ce seuil à une valeur de 1.

Finalement, au même instant, chaque segment détecte jusqu'à cinq objets : 40 % des données instantanées sont multiples (deux mesures ou plus). Ces mesures ont été éliminées avant la classification par l'identification de données atypiques en étude statique. Mais, il est recommandé d'évaluer la performance de détection du lidar en gardant ces mesures.

5.2 Perspectives et recommandations

Plusieurs autres expérimentations à l'arrêt et en mouvement doivent être réalisées afin d'évaluer les capteurs dans les différentes conditions. En plus, l'objectif initial du projet est de détecter des événements des conflits de la circulation et quasi-accidents. Mais à cause des quantités limitées de données disponibles et de conflits de la circulation identifiés, nous nous sommes concentrés sur la détection des usagers de la route et des objets. Afin d'atteindre l'objectif initial, il serait intéressant de circuler dans toute la Ville de Montréal afin de collecter un nombre important de données de la circulation. Ainsi, la collecte de ces données permettra de créer une carte de risque de la Ville.

Il est recommandé d'effectuer la classification en gardant les mesures multiples. Il sera avantageux de refaire les scénarios statiques étudiés dans un endroit ensoleillé avec plusieurs piétons, portant des vêtements de différentes couleurs. Il serait aussi intéressant d'étudier l'efficacité de la détection

des capteurs dans des conditions climatiques moins clémentes comme l'hiver et plus clémentes comme un temps ensoleillé en étude dynamique.

L'approche de classification utilisée permet d'étudier les données collectées en se basant sur les instants d'une façon indépendante. Vu que les mesures d'un instant à l'autre sont fortement corrélées, il sera nécessaire d'étudier les données collectées en se basant sur l'événement afin de mesurer la prédiction à l'apparition et la disparition du piéton ou du cône dans le champ de vision du lidar.

RÉFÉRENCES

Allen, B.L., Shin, B.T., et Cooper, P.J. (1978). *Analysis of traffic conflicts and collisions* (0361-1981).

Amundsen, F., et Hyden, C. (1977). Proceedings of first workshop on traffic conflicts. Oslo, TTI, Oslo, Norway and LTH Lund, Sweden.

Anaya, J.J., Merdrignac, P., Shagdar, O., Nashashibi, F., et Naranjo, J.E. (2014). *Vehicle to pedestrian communications for protection of vulnerable road users.* presenté à the 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings.

Bartsch, A., Fitzek, F., et Rasshofer, R. (2012). Pedestrian recognition using automotive radar sensors. Advances in Radio Science: ARS, 10.

Beauxis-Aussalet, E., et Hardman, L. (2014). Simplifying the visualization of confusion matrix. Benelux Conferenceon Artificial Intelligence.

Bécsi, T., Aradi, S., Fehér, Á., et Gáldi, G. (2017). Autonomous vehicle function experiments with low-cost environment sensors. Transportation Research Procedia, 27, 333-340.

Bengler, K., Dietmayer, K., Färber, B., Maurer, M., Stiller, C., et Winner, H. (2014). *Three decades of driver assistance systems.* presenté à the IEEE Intelligent Transportation Systems.

Bensrhair, A., Bertozzi, A., Broggi, A., Fascioli, A., Mousset, S., et Toulminet, G. (2002). *Stereo vision-based feature extraction for vehicle detection.* presenté à the Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE.

Brill, E.A. (1972). A car-following model relating reaction times and temporal headways to accident frequency. Transportation Science, 6(4), 343-353.

Chen, Z., Wu, C., Lyu, N., Liu, G., et He, Y. (2014). *Pedestrian-vehicular collision avoidance based on vision system.* presenté à the 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC).

Cheng, B., Lin, Q., Song, T., Cui, Y., Wang, L., et Kuzumaki, S.J.I.J.o.A.E. (2011). Analysis of driver brake operation in near-crash situation using naturalistic driving data. 2(4), 87-94.

Cheng, J., Xiang, Z., Cao, T., et Liu, J. (2014). *Robust vehicle detection using 3d lidar under complex urban environment.* presenté à the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).

Chin, H.-C., et Quek, S.-T. (1997). Measurement of traffic conflicts. Safety Science, 26(3), 169-185.

Clark, R. (2016). Selecting a lidar system. Acuity Technologies.

Coelingh, E., Eidehall, A., et Bengtsson, M. (2010). *Collision warning with full auto brake and pedestrian detection-a practical example of automatic emergency braking.* presenté à the 13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems.

Collisions routières. (2012-2018). Tiré de http://donnees.ville.montreal.qc.ca/dataset/cd722e22-376b-4b89-9bc2-7c7ab317ef6b/resource/5a81f6c5-e3e7-4c0e-9ccf-a4ba2cab77ba/download/accidents_2012_2018.zip

Combs, T.S., Sandt, L.S., Clamann, M.P., et McDonald, N.C. (2019). Automated vehicles and pedestrian safety: Exploring the promise and limits of pedestrian detection. American journal of preventive medicine, 56(1), 1-7.

Comma ai. (2018). Candidate vehicles. Tiré de https://community.comma.ai/wiki/index.php/Candidate_Vehicles

Comma ai. (2019). Open pilot. Tiré de https://github.com/commaai/openpilot#supported-cars

Côté, O.B., Pascal. (2018). *Système de capteurs intelligents pour véhicules lourds*. Institut du véhicule innovant.

Dashcam-voiture. (2019). Tests et avis sur les meilleures dashcams pour voiture. Tiré de https://www.dashcam-voiture.com/

Dielacher, M., Prainsack, J., Flatscher, M., et Mark, M. (2018). Time-of-flight camera with location sensor system. In: Google Patents.

Ditcharoen, A., Chhour, B., Traikunwaranon, T., Aphivongpanya, N., Maneerat, K., et Ammarapala, V. (2018). *Road traffic accidents severity factors: A review paper.* presenté à the 2018 5th International Conference on Business and Industrial Research (ICBIR).

Dubey, A. (2016). Stereo vision-facing the challenges and seeing the opportunities for adas applications. Texas Instruments, July.

El-Basyouny, K., et Sayed, T. (2013). Safety performance functions using traffic conflicts. Safety Science, 51(1), 160-164. doi:https://doi.org/10.1016/j.ssci.2012.04.015

Ference, J.J., Szabo, S., et Najm, W.G. (2007). *Objective test scenarios for integrated vehicle-based safety systems.* presenté à the 20th International Technical Conference on Enhanced Safety of Vehicles (ESV), Lyon, France.

García, F., Jiménez, F., Naranjo, J.E., Zato, J.G., Aparicio, F., Armingol, J.M., et de la Escalera, A. (2012). Environment perception based on lidar sensors for real road applications. Robotica, 30(2), 185-193.

Gavrila, D.M., Giebel, J., et Munder, S. (2004). *Vision-based pedestrian detection: The protector system.* presenté à the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004.

Geronimo, D., Lopez, A.M., Sappa, A.D., et Graf, T. (2009). Survey of pedestrian detection for advanced driver assistance systems. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 32(7), 1239-1258.

Gidel, S. (2010). *Méthode de détection et de suivi multi-piétons multi-capteurs embarquée sur un véhicule routier: Application à un environnement urbain.*

Gidel, S., Checchin, P., Blanc, C., Chateau, T., et Trassoudaine, L. (2008). *Détection de piétons à l'aide d'un capteur laser quatre nappes embarqué pedestrian detection using a multilayer laserscanner.* presenté à the RFIA 2008.

Guo, F., Klauer, S.G., McGill, M.T., et Dingus, T.A. (2010). Evaluating the relationship between near-crashes and crashes: Can near-crashes serve as a surrogate safety metric for crashes?

Hagebeuker, D.-I.B., et Marketing, P. (2007). A 3d time of flight camera for object detection. PMD Technologies GmbH, Siegen.

Han, X., Lu, J., Tai, Y., et Zhao, C. (2015). *A real-time lidar and vision based pedestrian detection system for unmanned ground vehicles.* presenté à the 2015 3rd IAPR Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR).

Harvey, P. (2003). Exiftool. Tiré de https://exiftool.org/

Hayward, J. (1971). *Near misses as a measure of safety at urban intersections*: Pennsylvania Transportation and Traffic Safety Center.

Horgan, J., Hughes, C., McDonald, J., et Yogamani, S. (2015). *Vision-based driver assistance systems: Survey, taxonomy and advances.* presenté à the 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems.

Huang, C., Al, H., Wu, B., et Lao, S. (2004). *Boosting nested cascade detector for multi-view face detection.* presenté à the Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.

Hydén, C. (1987). The development of a method for traffic safety evaluation: The swedish traffic conflicts technique. Bulletin Lund Institute of Technology, Department, (70).

Imprialou, M.-I.M., Quddus, M., Pitfield, D.E., et Lord, D. (2016). Re-visiting crash–speed relationships: A new perspective in crash modelling. Accident Analysis & Prevention, 86, 173-185. doi:https://doi.org/10.1016/j.aap.2015.10.001

Ismail, K., Sayed, T., Saunier, N., et Lim, C. (2009). Automated analysis of pedestrian–vehicle conflicts using video data. Transportation research record, 2140(1), 44-54. doi:10.3141/2140-05

Jfrux. (2018). Comma eon: Mounting & calibration. Tiré de https://medium.com/@jfrux/comma-eon-mounting-calibration-82806162a51

Johnsson, C., Laureshyn, A., et De Ceunynck, T. (2018). In search of surrogate safety indicators for vulnerable road users: A review of surrogate safety indicators. Transport Reviews, 38(6), 765-785.

Laureshyn, A., Johnsson, C., De Ceunynck, T., Svensson, Å., de Goede, M., Saunier, N., Włodarek, P., van der Horst, R., et Daniels, S. (2016). Review of current study methods for vru safety. Appendix 6–scoping review: Surrogate measures of safety in site-based road traffic observations: Deliverable 2.1–part 4.

Leddartech. (2019). *M16 laser, 16-segment solide state lidar sensor, user guide*.

Li, R., Liu, C., et Luo, F. (2008). *A design for automotive can bus monitoring system.* presenté à the 2008 IEEE vehicle power and propulsion conference.

Lord, D. (1996). Analysis of pedestrian conflicts with left-turning traffic. Transportation research record, 1538(1), 61-67.

Lu, S. (2015). *Modélisation et validation expérimentale de concept de détection vidéo coopérative destiné à un système stéréo anticollision inter-véhicule.* Paris 11.

Lv, Z., et Wang, P. (2010). *Network sensor of temperature & humidity based on rs485 interface.* presenté à the 2010 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE).

Lynn, K. (1997). *Universal serial bus (usb) power management.* presenté à the WESCON/97 Conference Proceedings.

Marti, E., de Miguel, M.A., Garcia, F., et Perez, J. (2019). A review of sensor technologies for perception in automated driving. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 11(4), 94-108.

Mcenery Convention Center (Producer). (2018). What matters in lidar? [PowerPoint slides] Tiré de https://www.autonomoustechconf.com/sites/autosensorsconf/files/assets/6D%20LiDAR%20Face-Off%20Ouster_Mardirosian.pdf

Michalaki, P., Quddus, M.A., Pitfield, D., et Huetson, A. (2015). Exploring the factors affecting motorway accident severity in england using the generalised ordered logistic regression model. Journal of Safety Research, 55, 89-97. doi:https://doi.org/10.1016/j.jsr.2015.09.004

Motaz Khader, et Samir Cherian. (2018). An introduction to automotive lidar. *Texas Instruments*. Tiré de http://www.ti.com/lit/wp/slyy150/slyy150.pdf

Mukhtar, A., Xia, L., et Tang, T.B. (2015). Vehicle detection techniques for collision avoidance systems: A review. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 16(5), 2318-2338.

Ooi, H.-L., Bilodeau, G.-A., et Saunier, N. (2019). *Tracking in urban traffic scenes from background subtraction and object detection.* presenté à the International Conference on Image Analysis and Recognition.

Organisation for Economic Co-operation and Development. (1998). *Safety of vulnerable road users*. Tiré de https://safety.fhwa.dot.gov/ped_bike/docs/oecd_safety.pdf

Park, S., Kim, J., Mizouni, R., et Lee, U. (2016). *Motives and concerns of dashcam video sharing.* presenté à the Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems.

Parker Jr, M., et Zegeer, C.V. (1989). *Traffic conflict techniques for safety and operations: Observers manual*.

Peesapati, L.N., Hunter, M.P., et Rodgers, M.O. (2013). Evaluation of postencroachment time as surrogate for opposing left-turn crashes. Transportation research record, 2386(1), 42-51.

Pei, J. (2019). 11 myths about lidar technology. Tiré de https://www.electronicdesign.com/markets/automotive/article/21807556/11-myths-about-lidar-technology

Perrone, D., Iocchi, L., Antonello, P., et Fiat, C. (2010). *Real-time stereo vision obstacle detection for automotive safety application.* presenté à the Intelligent Autonomous Vehicles.

Perrut, A. (2010). Cours de probabilités et statistiques. In: Polycopié, Université Claude Bernard Lyon.

Premebida, C., Ludwig, O., et Nunes, U. (2009). *Exploiting lidar-based features on pedestrian detection in urban scenarios.* presenté à the 2009 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems.

Premebida, C., Monteiro, G., Nunes, U., et Peixoto, P. (2007). *A lidar and vision-based approach for pedestrian and vehicle detection and tracking.* presenté à the 2007 IEEE intelligent transportation systems conference.

Rablau, C. (2019). *Lidar–a new (self-driving) vehicle for introducing optics to broader engineering and non-engineering audiences.* presenté à the Education and Training in Optics and Photonics.

Radio-Canada. (2018). Les routes tuent 1,35 million de personnes à travers le monde. Tiré de https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1140413/oms-organisation-mondiale-sante-accident-route-mort-monde

Robinson, D. (2016). Dashcams: Tips, reviews and videos from the road. Tiré de https://stormhighway.com/dashcam/#features

Romain, N. (2013). Le système de freinage d'urgence autonome fiat city brake control. Tiré de http://www.car-engineer.com/fr/systeme-freinage-durgence-autonome-fiat-city-brake-control/

Royo, S., et Ballesta, M. (2019). An overview of imaging lidar sensors for autonomous vehicles.

SAAQ, S.d.l.a.a.d.Q., 2020). Comportements- vitesse, le saviez-vous? Tiré le 20/01/2020 de https://saaq.gouv.qc.ca/securite-routiere/comportements/vitesse/saviez-vous/

SAAQ, S.d.l.a.a.d.Q. (2018). *Nombre d'accidents automobiles, agglomération de montréal, 2004-2016*. Tiré de https://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=6897,67889691&_dad=portal&_schema=PORTAL

SAAQ, S.d.l.a.a.d.Q. (2019). *Bilan routier*. (C-6684 (20-04)). Tiré de https://saaq.gouv.qc.ca/fileadmin/documents/publications/bilan-routier-2019.pdf

Sacchi, E., Sayed, T., et Deleur, P. (2013). A comparison of collision-based and conflict-based safety evaluations: The case of right-turn smart channels. Accident Analysis & Prevention, 59, 260-266.

Schinkel, M., et Hunt, K. (2002). *Anti-lock braking control using a sliding mode like approach.* presenté à the Proceedings of the 2002 American Control Conference (IEEE Cat. No. CH37301).

Schneider, A., LaCelle, Z., Lacaze, A., Murphy, K., et Close, R. (2016). *Results and conclusions: Perception sensor study for high speed autonomous operations.* presenté à the Sensors for Next-Generation Robotics III.

Shashua, A., Gdalyahu, Y., et Hayun, G. (2004). *Pedestrian detection for driving assistance systems: Single-frame classification and system level performance.* presenté à the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004.

Smith, M.N. (2016). The number of cars worldwide is set to double by 2040. Tiré de https://www.weforum.org/agenda/2016/04/the-number-of-cars-worldwide-is-set-to-double-by-2040

Songchitruksa, P., et Tarko, A.P. (2006). The extreme value theory approach to safety estimation. Accident Analysis & Prevention, 38(4), 811-822.

St-Aubin, P. (2016). *Driver behaviour and road safety analysis using computer vision and applications in roundabout safety*. Ecole Polytechnique, Montreal (Canada).

Statistique Canada. (2015). *Décès dus aux accidents de véhicules à moteur*. Tiré de https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/82-003-x/2008003/article/10648/5202440-fra.htm

Stipancic, J., Miranda-Moreno, L., et Saunier, N. (2018). Vehicle manoeuvers as surrogate safety measures: Extracting data from the gps-enabled smartphones of regular drivers. Accident Analysis & Prevention, 115, 160-169.

Sun, Z., Bebis, G., et Miller, R. (2004). *On-road vehicle detection using optical sensors: A review*. presenté à the Proceedings. The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (IEEE Cat. No. 04TH8749).

Svensson, A. (1998). *A method for analysing the traffic process in a safety perspective*: Lund Institute of Technology.

Szabo, S., Norcross, R.J., et Falco, J.A. (2007). *Objective test and performance measurement of automotive crash warning systems.* presenté à the Unmanned Systems Technology IX.

Tontio. Car battery voltage. Tiré de https://tontio.com/auto-guides/car-battery/car-battery-voltage/

Topp, H.H. (1998). Traffic safety work with video-processing. University Kaiserslautern, Transportation Department, Green Series, (43).

Tsai, L.-W., Hsieh, J.-W., et Fan, K.-C. (2007). Vehicle detection using normalized color and edge map. IEEE transactions on Image Processing, 16(3), 850-864.

Tummala, G.K., Das, T., Sinha, P., et Ramnath, R. (2019). *Smartdashcam: Automatic live calibration for dashcams.* presenté à the Proceedings of the 18th International Conference on Information Processing in Sensor Networks.

Tzomakas, C., et von Seelen, W. (1998). *Vehicle detection in traffic scenes using shadows.* presenté à the Ir-Ini, Institut fur Nueroinformatik, Ruhr-Universitat.

Van der Horst, A.R.A. (1991). A time-based analysis of road user behaviour in normal and critical encounters.

Vapnik, V.N. (1999). An overview of statistical learning theory. IEEE transactions on neural networks, 10(5), 988-999.

Vignesh, D., Ramachandran, K., et Adarsh, S. (2018). Pedestrian detection using data fusion of leddar sensor and visual camera with the help of machine learning. %J International Journal of Pure Applied Mathematics, 118(20), 4215-4220.

Wang, C., Quddus, M.A., et Ison, S.G. (2013). The effect of traffic and road characteristics on road safety: A review and future research direction. Safety Science, 57, 264-275. doi:https://doi.org/10.1016/j.ssci.2013.02.012

Wang, Q., Sun, J., et Chu, G. (2005). Lithium ion battery fire and explosion. Fire Safety Science, 8, 375-382.

Wang, Y., et Song, K. (2011). *A new approach to realize uart.* presenté à the Proceedings of 2011 international conference on Electronic & Mechanical Engineering and information technology.

Wei, P., Cagle, L., Reza, T., Ball, J., et Gafford, J. (2018). Lidar and camera detection fusion in a real-time industrial multi-sensor collision avoidance system. Electronics, 7(6), 84.

Wu, J., Xu, H., Zheng, Y., et Tian, Z. (2018). A novel method of vehicle-pedestrian near-crash identification with roadside lidar data. Accident Analysis & Prevention, 121, 238-249.

Wu, T.-E., Tsai, C.-C., et Guo, J.-I. (2017). *Lidar/camera sensor fusion technology for pedestrian detection.* presenté à the 2017 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC).

Xu, Y., Xu, D., Lin, S., Han, T.X., Cao, X., et Li, X. (2011). Detection of sudden pedestrian crossings for driving assistance systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), 42(3), 729-739.

Yoo, H.W., Druml, N., Brunner, D., Schwarzl, C., Thurner, T., Hennecke, M., et Schitter, G. (2018). Mems-based lidar for autonomous driving. e & i Elektrotechnik und Informationstechnik, 135(6), 408-415.

Zhang, F., Clarke, D., et Knoll, A. (2014). *Vehicle detection based on lidar and camera fusion.* presenté à the 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC).

Zheng, L., Ismail, K., et Meng, X. (2014). Traffic conflict techniques for road safety analysis: Open questions and some insights. Canadian Journal of Civil Engineering, 41(7), 633-641. doi:10.1139/cjce-2013-0558

Zhou, J., et del Re, L. (2017). Reduced complexity safety testing for adas & adf. IFAC-PapersOnLine, 50(1), 5985-5990.

ANNEXE A LISTE DES CAMÉRAS DE BORD LES PLUS CONNUES SUR LE MARCHÉ

Tableau A.1 : Liste des caméras de bord les plus connues sur le marché

Caméra	Résolution	Taux de rafraîchissement (images/s)	Résistance à la température °C	Champ de vision (°)	GPS	Alerte en cas de danger	Prix (CAD)	Avantages	Inconvénients
EON			X		✔	X	690	-un espace de stockage virtuel limité -en ajoutant le panda (270 $), on peut accéder aux données de bus CAN de l'OBDII -un bon fonctionnement pendant la nuit	- prix élevé
Garmin Dashcam 66W	1440 P	60	-20 à 55	122	✔	✔	350	-commande vocale -alerte en cas d'un danger frontal -alerte de sortie de la voix -autonomie jusqu'à 30 min	-la batterie est de type lithium-ion au lieu d'un condensateur, c'est pourquoi il ne résiste pas les grandes températures
Street Guardian SGGCX2PRO	1080 P	60	✔	127	✔	X	225-680	-bonne notation sur Amazon -il résiste à haute température puisqu'elle utilise une batterie (supercondensateurs)	-la voix de la vidéo n'est pas toujours claire (bruit dans le son)
Street Guardian SG9663DCPRO	1081 P	30	✔	127	✔	X	280-400		
	1082 P	30	✔	127	✔	X			
Street Guardian SG9665XS	1083 P	30	✔	120	✔	X	190-200		
MOI MIVUE J60	1080 P	30	-10 à 60	150	✔	✔	270	-il avertit le conducteur en cas de dépassement de la vitesse limitée, en cas de sortie de la voie, en cas de de danger frontal, de la fatigue du conducteur, ou d'oubli d'éclairage des phares	-la qualité des vidéos avec le soleil n'est pas bonne -la batterie utilisée de type lithium-ion au lieu d'un condensateur, c'est pourquoi elle ne résiste pas les grandes températures
Garmin Driveassist 51 LMT-S	720-1080	30	-20 à 55	70	✔	✔	320	-alerte en cas de dépassement de la vitesse limitée -alerte de sortie de la voix -autonomie jusqu'à 30 min	-la batterie utilisée de type lithium-ion au lieu d'un condensateur, c'est pourquoi elle ne résiste pas les grandes températures

Tableau A.1 : Liste des caméras de bord les plus connues sur le marché (suite)

Caméra	Résolution	Taux de rafraîchissement (images/s)	Résistance à la température °C	Champ de vision (°)	GPS	Alerte en cas de danger	Prix (CAD)	Avantages	Inconvénients
OWL	1440/720 p	30	-20 à 40	120	✔	X	350	-appel automatique de 911 en cas de collision -le branchement se fait par OBDII, ce qui aide à fournir les données de bus CAN de la conduite	-mauvaise notation sur Amazon
YI SMART	1080 P 1296P	60- 30	-10 à 60	165	X	✔	80	-alerte en cas de dépassement de la vitesse limitée, -alerte de la sortie de la voix -alerte en cas de danger frontal	-elle est recommandée pour le climat normal, elle ne résiste pas aux intempéries -la batterie utilisée est de type lithium-ion au lieu d'un condensateur, c'est pourquoi il ne résiste pas les grandes températures -mauvais fonctionnement dans la nuit
Blueskysea	1080 P	30	-20 à 70	150 (rotation de 360)	X	X	80-140	-un bon rapport qualité-prix -une bonne résistance à haute température puisqu'elle utilise un supercondensateur	-mauvais enregistrement audio. -mauvaise notation sur Amazon
VIOFO A129 Duo	1080 P	30	-30 à 65	140	✔ Optionnel	X	226	-une bonne résistance à haute température puisqu'elle utilise un supercondensateur	-la localisation GPS n'est pas inclut
VIOFO A119 Pro	1440 P 1080 P	30 60	-20 à 60	130	✔ Optionnel	X	135	-Elle inclut des alertes en mode stationnement -bonne notation sur Amazon	-la localisation GPS n'est pas incluse
BlackSys	1080 P	30	-20 à 70	135	✔	X	500	-une bonne résistance à haute température puisqu'elle utilise un supercondensateur	-la localisation GPS n'est pas incluse
BlackVue DR900S-2CH	2160 p	30	-20 à 70	162	✔	X	710	-une bonne résistance à haute température puisqu'elle utilise un supercondensateur	-prix élevé -la localisation GPS n'est pas incluse

Tableau A.1 : Liste des caméras de bord les plus connues sur le marché (suite et fin)

Caméra	Résolution	Taux de rafraîchissement (images/s)	Résistance à la température °C	Champ de vision (°)	GPS	Alerte en cas de danger	Prix (CAD)	Avantages	Inconvénients
Thinkware Q800	1080 P	30	-10 à 60	140	✔	✔	300	-alerte en cas de dépassement de la vitesse limitée -alerte en cas de la sortie de la voix -alerte de danger frontal -une bonne résistance à haute température puisqu'elle utilise un supercondensateur	-elle ne détecte pas les dangers dans les angles morts du véhicule
EnjoyGadgets A118	720 P 1081 P	60 30	-10 à 60	170	X	X	70	-une bonne résistance aux intempéries -prix intéressant -une bonne résistance à haute température puisqu'elle utilise un supercondensateur	
IRAOD X1-1CH	1080 P	60	-30 à 80	150	Optionnel	X	370	-Collecte de données Bus CAN -une bonne résistance à haute température puisqu'elle utilise un supercondensateur	- la localisation GPS n'est pas incluse
IRAOD X9 2 — CH	1080 P	30	-30 à 80	150	Optionnel	X	500		

ANNEXE B LISTE DES LIDARS LES PLUS CONNUS SUR LE MARCHÉ

Tableau B.1 : Liste des Lidars les plus connus sur le marché

Entreprise	Modèle	Type du lidar	Nombre de segments	Distance de détection (m) @ réflectivité	Champs de vision	Résolution verticale	Résolution horizontale	Voltage (V)	Température de fonctionnement °C	Prix d'achat (CAD)	Types des données collectées	Longueur d'onde (nm)	Dimensions (mm)
Leddartech	Leddar M16	Flash à état stable	16	Jusqu'à 165	Jusqu'à 100	0.2 à 8	0.25/0,5/1	12 à 30V	-40 à 85	950	Segment, distance, amplitude, temps	905	87 x 104 x 66
	Leddar Vu8	Flash à état stable	8	185 16 @10 % 30 @90 %	Jusqu'à 100	X	0.25	12 V	-40 à 85	865	Segment, distance, amplitude, temps	905	70 x 35,2 x 67,5
Velodyne lidar	Puck	Laser à balayage mécanique	16	100à 80 %	Horizontal : 360, Vertical : 30	2	-5 Hz : 0,1° -10 Hz : 0,2° -20 Hz : 0,4°	9 à 18 V	-10 à 60	4200	Distance, réflectivité calibrée, angle de rotation, temps	903	103x103x72
	HDL 64E	Laser à balayage mécanique	64	120 @80 % 50 @10 %	Horizontal : 360, Vertical : 26,8	0,4	0,09	12 à 32	-10 à 60	16 500		905	215x215x283
	Ultra Puck	Laser à balayage mécanique	32	200		40 (-25 et +15)	360	10.5 à 18 V	-20 à 60		Distance, réflectivité calibrée, angle de rotation, temps	903	103x88.9x86.9
Neptec	Opal 3 Conical	Laser à balayage à état solide		500 avec réflectivité faible,	45,60, 90, 120			18-36	-40 à 55		Intensité, temps position (x, y, z)	1550	178x178x338
	Opal 3 Panaromic	Laser à balayage mécanique		500 avec réflectivité faible,	Horizontal : 360, Vertical : 45			18-36	-40 à 55		Intensité et temps position (x, y, z)	1550	178x178x456

Tableau B.1 : Liste des Lidars les plus connus sur le marché (suite et fin)

Entreprise	Modèle	Type du lidar	Nombre de segments	Distance de détection (m) @ réflectivité	Champs de vision	Résolution verticale	Résolution horizontale	Voltage (V)	Température de fonctionnement °C	Prix d'achat (CAD)	Types des données collectées	Longueur d'onde (nm)	Dimensions (mm)
IBEO Automotive	LUX 8L	Laser à balayage à état solide	8	50@ 10 %	Horizontale 110 (50 - 60), Vertical : 6, 4	0,8	0,25	9 à 27	-40 à 85		Position, taille et vitesse	905	164.5 x 93.2 x 88
	LUX HD	Laser à balayage à état solide	4	30 @10 %	Horizontal 110, Vertical : 3, 2	0,8	0,25	9 à 27	-40 à 85	700	Position, taille et vitesse	905	164.5 x 93.2 x 88
	SCALA	Laser à balayage à état solide	4	80 (@6,3 %)	Horizontal145, Vertical : 3, 2	0,8	0,25	9à 16			Position, taille et vitesse	905	133 x 102 x 70
Sick	MRS 1104 C — 111 0 11	Laser à balayage à état solide		16 (@10 %) 30 (@90 %)	Horizontal275, Vertical : 7, 5	2,5	0,25	10 à 30	–30 à 50	Plus que 9500		850	152x150x93

ANNEXE C PROCÉDURE D'INSTALLATION DE CAPTEURS

Avec la caméra EON, nous avons reçu le connecteur Panda, en plus d'une antenne de localisation (GPS) externe qui doit être connectée au connecteur Panda. La boîte inclut deux câbles USB de longueur différente, un câble d'antenne de localisation et des supports pour fixer la caméra (Figure C.1).

Le paquet de la caméra Thinkware inclut le câble de l'allume-cigarette, le guide d'utilisateur, la carte mémoire et les supports nécessaires pour installer la caméra (Figure C.1).

La boîte de la caméra Garmin contient la fixation magnétique, les câbles d'alimentation (allume-cigarette), l'adaptateur d'alimentation et le guide d'utilisateur (Figure C.1).

De la part de Leddartech, nous avons reçu le lidar Laser M16R-75J0008, comprenant le bloc d'alimentation, l'interface USB pour enregistrer et visualiser les données à l'aide de l'application (*Leddar Configurator*), un bloc de jonction UART qui permet de connecter le lidar par l'interface (CAN ou RS-485) pour enregistrer les données ou alimenter le lidar, le support et les vis (Figure C.1). La Figure C.2 présente la vue de face du lidar donné par Leddartech.

Figure C.1: Le matériel reçu avec les capteurs (a) EON, (b) Thinkware Q800, (c) Garmin 66W, (d) Leddartech M 16 LSR

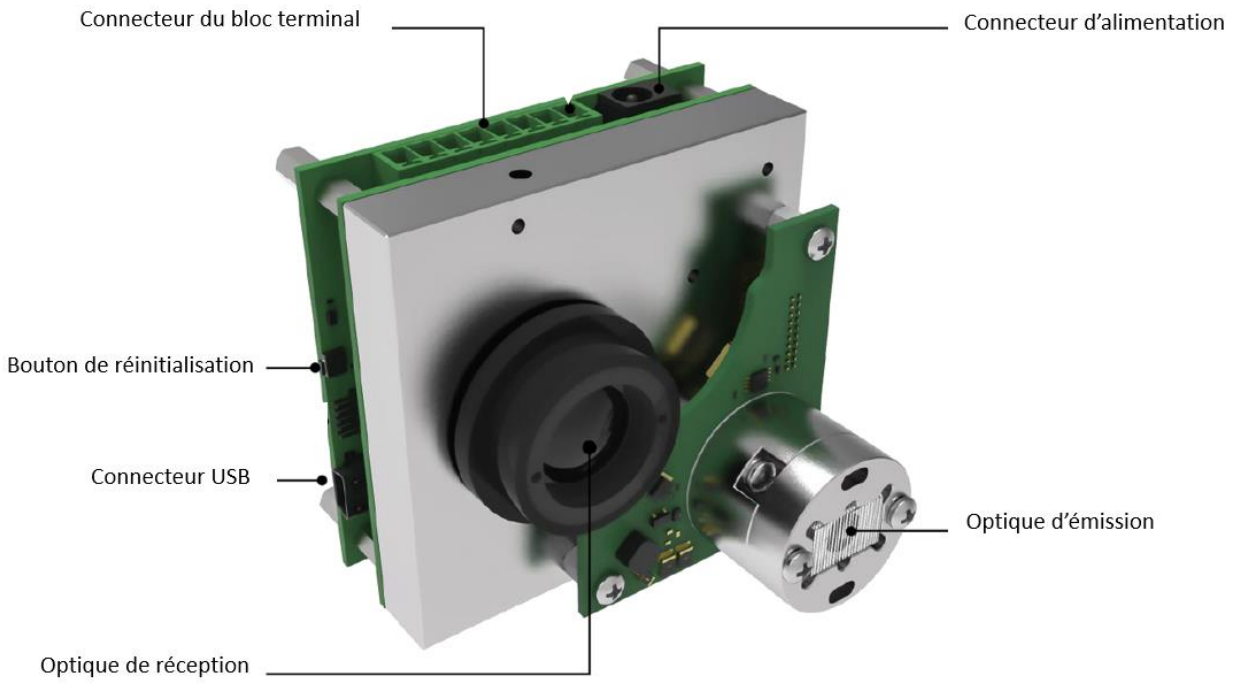

Figure C.2: Vue de face du lidar M16 LSR

Fabrication additive du boitier du lidar

Le lidar doit être placé à l'extérieur de la voiture, d'où la nécessité de concevoir un boitier qui permettra de protéger le lidar des intempéries.

La conception du boitier a été réalisée sous le logiciel Catia V5. Les dimensions du boitier ont été fixées selon la taille du lidar et son support, en respectant la zone de vision du lidar, les trous de vis de fixation, du câblage d'alimentation et du câble USB qui connecte le lidar à l'ordinateur.

La fabrication additive du boitier a été effectuée au laboratoire de Polytechnique Montréal spécialisé en impression tridimensionnelle PolyFab. Le plan de fabrication tridimensionnelle de boitier du lidar est présenté à l'annexe D.

Le boitier ne couvre pas la zone de vision du lidar, d'où la nécessité d'acheter une plaque de verre pour protéger le lidar de l'eau. Afin de garder sa performance de vision, une bonne sélection du matériau de la fenêtre de protection est nécessaire. Le guide d'intégration physique du lidar fourni par Leddartech suggère l'utilisation d'un matériau avec une haute transmission de rayonnement infrarouge et une bonne résistance au rayonnement ultraviolet et à l'abrasion.

Les matériaux de verre de la fenêtre qui satisfait ces critères sont :

- Le verre en polycarbonate : est un polyester avec de l'acide carbonique.
- Le verre en acrylique (*plexiglas*) : est un polymère thermoplastique produit avec l'acide acrylique.
- Les verres spéciaux comme le verre borosilicaté ou le verre d'alcali-aluminosilicate (*Gorilla Glass*)

Nous avons choisi d'utiliser le verre en acrylique parce qu'il est disponible sur le marché. Ces outils sont nécessaires pour compléter le montage physique du lidar sur la voiture :

- Un support de (*GoPro*) rotatif avec des plaquettes adhésives permet de fixer l'assemblage global du lidar sur le pare-chocs de la voiture.
- Des extensions de câbles permettent de rallonger le câble d'alimentation et le câble USB.
- Un adaptateur répartiteur d'allume-cigarette permet de connecter les caméras Garmin, Thinkware et le lidar en même temps.

L'assemblage du lidar avec son boitier est présenté sur la Figure C.3.

Figure C.3: Assemblage final du lidar

Paramétrage des capteurs

Le paramétrage du lidar a été réalisé en suivant les consignes du guide d'utilisateur du capteur fourni par le service technique du Leddartech (Leddartech, 2019). La configuration se réalise sur

l'application *Leddar Configurator*. La sélection du type de lidar branché permet d'afficher l'interface de l'application montrée sur la Figure C.4.

L'axe x présente le champ de détection. L'axe y présente la distance de détection. Les faisceaux en blanc délimitent les 16 segments de détection. Le segment 0 se trouve à l'extrémité gauche et le segment 15 se trouve à l'extrémité droite comme numérotée sur la Figure C.4. Les détections s'affichent sous forme d'arc en vert pour le segment correspondant. L'application permet d'afficher les détections en temps réel. On peut filtrer les données affichées selon le segment ou en fixant les intervalles des valeurs affichées de distance et d'amplitude.

Le paramétrage du capteur se réalise sur l'application *Leddar Configurator*. La signification des paramètres n'est pas claire, mais le choix des paramètres a été fait selon le guide d'utilisateur (Leddartech, 2019). Ces paramètres sont :

- L'accumulation (1, 2, 4, 8, 16, 32… 1024) : Les valeurs élevées de nombre d'accumulations améliorent la distance, et réduisent le taux de rafraîchissement des données et les bruits. La valeur arbitrairement choisie est 256.
- Le suréchantillonnage (1, 2, 4, 8) : est le nombre de cycles d'échantillonnage. Un nombre de cycles élevé améliore la précision de la distance et réduit le taux de rafraîchissement de données de mesure. C'est pourquoi nous avons choisi la plus grande valeur de cycle qui est 8.

  Le choix de l'accumulation et le suréchantillonnage influence sur le taux de rafraîchissement des données qui est 3,25 Hz et se calcule par la formule :

$$\text{Taux de rafraîchissement des données}=\frac{taux\ de\ base*8}{accumulation*suréchantillonnage*nombre\ de\ paires\ de\ segments}$$

  - Le taux de base dépend de champ de vision vertical et horizontal du lidar : pour le lidar utilisé, le champ de vision horizontale et verticale est respectivement 48° et 3°, le taux de base est 6400 Hz. Ce lidar comporte 16 segments donc le nombre de paires de segments est 8 (Leddartech, 2019). Le nombre de points d'échantillonnage (2 à 64) détermine l'intervalle de la distance maximale de détection. Sa valeur est fixée par défaut à 20 (Leddartech, 2019).

- Le seuil de modification d'amplitude (-5 à 100) : définit le seuil des valeurs d'amplitude. Une grande valeur minimise la sensibilité, la portée et les fausses alarmes causées par le

bruit. Les valeurs négatives augmentent la sensibilité et les fausses alarmes. La valeur choisie par défaut est 0. Cette valeur garantit une faible quantité de fausses détections selon le guide d'utilisateur (Leddartech, 2019).

- Le lissage (-16 à 16) : ce paramètre permet de lisser les mesures du capteur. Une grande valeur augmente la précision, mais elle réduit la réactivité du capteur. Pour détecter des objets en mouvement rapidement, le lissage doit être désactivé ou fixé à une valeur inférieure à 0. C'est pourquoi nous avons choisi la valeur 0.
- Le contrôle de puissance de Laser (manuel ou automatique) : l'option automatique est ajustée selon le paramétrage de seuil de modification d'amplitude. L'activation du mode automatique peut empêcher la détection des objets à une longue distance ou à une faible réflectivité en présence d'un objet fortement réfléchissant. Sur le guide d'utilisateur, il est recommandé de choisir une valeur manuelle à 100 %.
- Discrimination des objets proches : facilite la discrimination de plusieurs objets dans le même segment. L'activation de cette option permet de détecter plusieurs objets dans le même segment l'un devant l'autre tant qu'ils sont séparés de 1 m. À sa désactivation, le lidar permet toujours la discrimination entre les objets sur un même segment avec une distance de séparation de 2 m. Cette option a été activée.
- Le retard du changement de la puissance du laser : un retard faible accélère le temps de réponse d'ajustement de puissance. Nous avons choisi la valeur par défaut de 1.

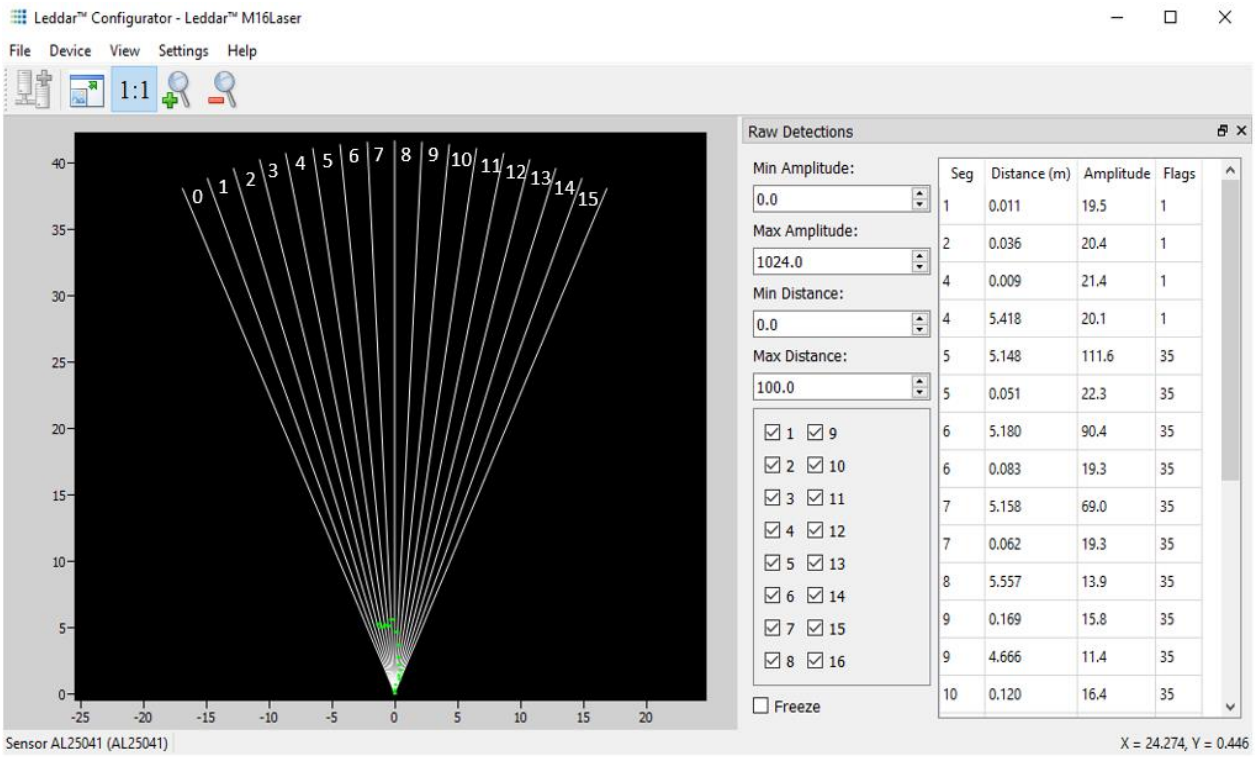

Figure C.4: Interface de l'application (Leddar Configurator)

La caméra EON est incorporée dans un téléphone intelligent. Avant son utilisation, il est nécessaire de créer un compte qui permet de stocker les données enregistrées sur un espace virtuel. Afin de la calibrer, l'utilisateur doit conduire après l'installation de 20 à 40 minutes à plus de 70 km/h (Jfrux, 2018). La calibration permet d'indiquer si le système EON est correctement connecté au système Panda. Elle permet d'afficher quelques données de la conduite comme la vitesse sur l'écran de la caméra.

Après avoir inséré la carte mémoire et allumé la caméra, la configuration de la caméra Garmin se réalise en se connectant sur l'application mobile *Garmin Drive* selon les paramètres suivants :

- Position de la caméra : permet d'aligner la caméra selon son placement. La position horizontale au milieu sur le pare-brise a été choisie.
- Hauteur de véhicule : normale pour une voiture ou grande pour les autres types de véhicules comme les camions. Une hauteur normale de véhicule a été choisie.
- Qualité de la vidéo : permet de choisir le nombre d'images par seconde (30 ou 60), la résolution (1440 p, 1080 p ou 720 p) et la plage dynamique de luminosité de l'image des

enregistrements vidéo (*High Dynamic Range*, HDR). On a choisi (1440 p, 30 images par seconde, HDR)

- Enregistrement vocal dans les vidéos. Nous avons désactivé cette option.
- Sensibilité de la détection d'un danger frontal et de sortie de la voie (faible, moyen, élevé) : permet de configurer la sensibilité de l'alerte en cas de danger. Une sensibilité élevée a été activée.

Après son installation, la caméra Thinkware Q800 s'allume automatiquement. La configuration a été réalisée en connectant la caméra à l'application mobile *Thinkware Cloud*, les paramètres à régler sont :

- Type de véhicule : il faut choisir entre les options, soit une voiture normale, un véhicule utilitaire sportif (*Sport Utility Vehicle*, SUV), ou un autre type de véhicule. La voiture de test utilisée dans nos expérimentations est de type véhicule utilitaire sportif.
- Tension : permet de configurer la tension selon le type de véhicule, soit 12V pour une voiture ou 24V pour les autres types de véhicules.
- Enregistrement vocal dans les vidéos : L'enregistrement vocal a été désactivé pendant les tests.
- Sensibilité de détection de danger frontal à une vitesse inférieure à 30 km/h (faible, moyen, élevé). Une sensibilité élevée a été choisie.
- Alerte de zone de vitesse : on a activé cette alerte.
- Avertissement de sortie de voie : cette option a été activée.
- Protection de la batterie : permet l'arrêt en basse tension. Cette option a été activée.

Précautions d'utilisation des capteurs

Généralement, il faut brancher les capteurs après avoir allumé le véhicule et ne pas éteindre le véhicule tant que les capteurs sont branchés pour éviter que la batterie soit épuisée. Ainsi, les guides d'utilisateur des capteurs soulignent un ensemble de précautions qui ont été respectées dans le cadre de cette expérimentation.

Pour le lidar, les précautions sont :

- de ne pas installer le lidar proche d'un équipement de GPS ou d'une autre source d'interférences électromagnétiques parce que cela peut créer du bruit électrique.
- de respecter la plage de la température entre −40 à 85˚
- de respecter la tension recommandée entre 12 V et 30 V.

Pour la caméra EON, les précautions sont :

- d'enlever la caméra lorsque le véhicule est stationné.
- de charger la caméra avant son utilisation sur la voiture.
- d'activer le climatiseur dans la voiture à température ambiante élevée.

Les précautions recommandées par le guide d'utilisateur de la caméra Garmin sont :

- de respecter la température pendant l'enregistrement qui varie entre -20 et 55 °C et la température pendant le chargement de la caméra doit être entre 0 et 45 °C.
- de nettoyer le pare-brise afin de réussir l'installation du support adhésif de la caméra sur le pare-brise
- de formater la carte mémoire avant la première utilisation.

Les précautions concernant la caméra Thinkware sont les suivantes :

- Il est obligatoire de respecter la plage de la température d'enregistrement (-10 °C à 60 °C) et d'entreposage (-20 °C à 70 °C).
- Il est nécessaire d'insérer et de retirer la carte mémoire pendant que l'appareil est éteint.
- Il faut éviter d'utiliser une carte mémoire qui n'est pas fournie avec la caméra Thinkware. La compatibilité de cartes mémoire de tiers n'est pas garantie par Thinkware.
- En cas d'utilisation d'un appareil de localisation GPS, il est recommandé de le placer à plus de 20 cm de la caméra.

ANNEXE D PLAN DE FABRICATION TRIDIMENSIONNELLE DE BOITIER DU LIDAR

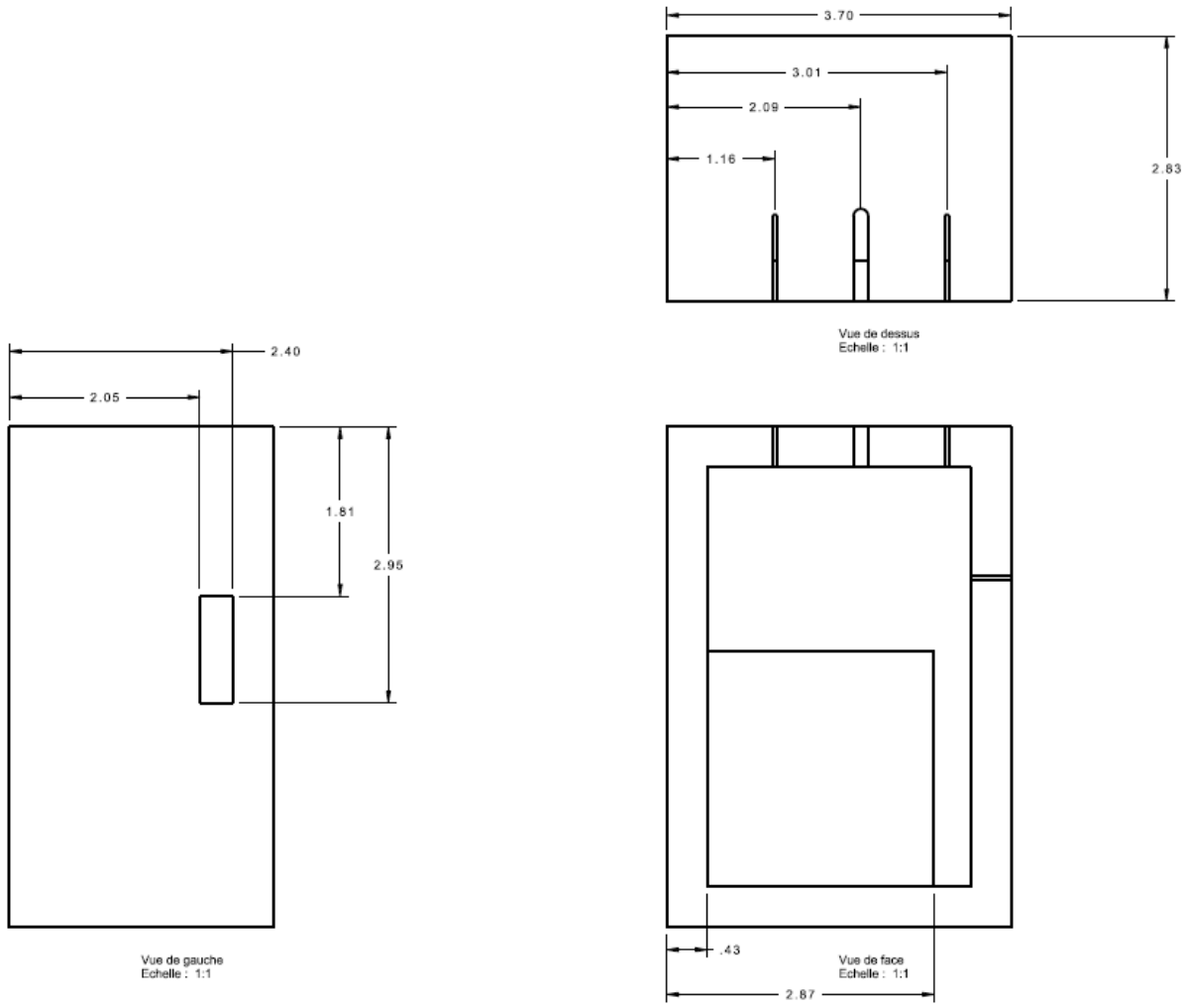

Figure D.1: Plan de fabrication tridimensionnelle de boitier du lidar

ANNEXE E MÉTHODOLOGIE D'EXTRACTION DE DONNÉES DES CAMÉRAS THINKWARE Q800 ET GARMIN 66W

La caméra Thinkware enregistre les données sous forme de sous-titres qui sont facilement accessibles. L'extraction de données a été réalisée avec le logiciel FFmpeg, qui permet le traitement de flux audio et vidéo. Les données ont été extraites du fichier vidéo au format MP4 en un format texte avec l'extension .ass. Le fichier généré peut être lu avec un script Python.

Les sous-titres de la caméra Garmin se stockent dans un espace sécurisé. L'accès aux données a été difficile. Phil Harvey en 2003 a développé un logiciel Exiftool qui permet d'extraire les données de la caméra Garmin (Harvey, 2003). Exiftool permet aussi la lecture et l'écriture des métadonnées de fichiers images, des audios et des vidéos. Les données ont été extraites sur Linux sous forme d'une table de données texte qui inclut le temps (de 0 à 59 s), la vitesse, la longitude, la latitude pour chaque seconde. Les segments vidéo n'indiquent pas l'heure pour chaque observation. C'est pourquoi une interpolation linéaire a été réalisée en utilisant le début et la fin de l'enregistrement vidéo.

L'association temporelle entre les données extraites des caméras et les données du lidar est une étape primordiale qui garantit une cohérence entre les interactions relevées et les observations du lidar. La synchronisation a été faite visuellement en comparant plusieurs observations vidéo avec les variations de distance et d'amplitude des données du lidar. Les annotations prises de l'heure de début et fin d'enregistrement de fichiers ont aidé à faciliter cette tâche.

ANNEXE F ANNOTATIONS MANUELLES DE TEST STATIQUE

Tableau F.1 : Annotations Manuelles de test statique

Temps de début (ms)	Temps de fin (ms)	Scénario	Distance (m)	Couleur
150684	183294	1 piéton arrêté	1	Noir
183614	226138	1 piéton arrêté	2	Noir
226457	268337	1 piéton arrêté	3	Noir
268657	295510	1 piéton arrêté	4	Noir
295830	324602	1 piéton arrêté	5	Noir
324922	345381	1 piéton arrêté	6	Noir
345701	369678	1 piéton arrêté	7	Noir
369997	400368	1 piéton arrêté	8	Noir
400687	421467	1 piéton arrêté	9	Noir
421787	446402	1 piéton arrêté	10	Noir
446722	493396	1 piéton arrêté	11	Noir
493716	510659	2 piétons arrêtés	11	Noir et beige
510978	518651	1 piéton s’approche	11 à 1	Noir
539750	541669	1 piéton traverse de droite à gauche	1	Noir
568842	570440	1 piéton traverse de gauche à droite	1	Noir
571719	574596	1 piéton traverse de droite à gauche	2	Noir
584826	587383	1 piéton traverse de gauche à droite	2	Noir
587703	590580	1 piéton traverse de droite à gauche	3	Noir
602728	606884	1 piéton traverse de gauche à droite	4	Noir
611999	614557	1 piéton traverse de droite à gauche	5	Noir
628943	635336	1 piéton traverse de gauche à droite	6	Noir
640771	646526	1 piéton traverse de droite à gauche	7	Noir
647804	653559	1 piéton traverse de gauche à droite	8	Noir
655797	661231	1 piéton traverse de droite à gauche	9	Noir
661551	669544	1 piéton traverse de gauche à droite	10	Noir

Tableau F.1 : Annotations Manuelles de test statique (suite et fin)

Temps de début (ms)	Temps de fin (ms)	Scénario	Distance (m)	Couleur
669863	677536	1 piéton traverse de droite à gauche	11	Noir
677855	682970	1 piéton traverse de gauche à droite	12	Noir
687765	701195	2 piétons arrêtés	1	Noir et beige
701515	710466	1 piéton s'éloigne	1 à 12	Noir
710786	722613	1 piéton s'approche	12 à 1	Noir
750746	762575	1 piéton s'éloigne	1 à 12	Noir
762895	769608	1 piéton arrêté	12	Noir
769928	778559	1 piéton s'approche	12 à 4	Noir
841857	842497	1 piéton traverse de droite à gauche	0,5	Noir
860718	877662	1 piéton passe		Orange
872866	928491	Cône	1	Orange
930090	960461	Cône	2	Orange
962380	1017046	Cône	3	Orange
1018644	1058925	Cône	4	Orange
1061803	1129577	Cône	5	Orange
1129897	1185843	Cône	6	Orange
1187442	1227084	Cône	7	Orange
1229002	1288144	Cône	8	Orange
1289422	1336095	Cône	9	Orange
1337054	1399073	Cône	10	Orange
1400351	1461411	Cône	11	Orange
1517997	1523431	Cône placé et un piéton passe de droite à gauche	1 (cône) et 3 (piéton	Orange et beige
1523751	1525349	Cône placé et un piéton passe de gauche à droite	1 (cône) et 3 (piéton)	Orange et beige

ANNEXE G ANNOTATIONS MANUELLES DU PREMIER TEST DYNAMIQUE

Tableau G.1: Annotations Manuelles du premier test dynamique

Temps de début (ms)	Temps de fin (ms)	Numéro des catégories d'interaction
2079052	2082249	2
2120612	2124129	1
2289725	2291004	7
2366450	2373803	1
2432306	2437421	5
2510309	2512547	7
2556024	2559541	5
2598223	2602379	9
2625077	2629233	7
2650012	2653209	1
2744320	2745918	2
2890096	2901924	1
3076153	3086703	1
3163109	3166305	1
3181011	3187085	5
3193159	3196036	9
3543218	3546095	4
3635288	3636247	4
3647117	3652871	2
3673012	3682283	1
3779150	3785544	2
3846923	3854915	5
3916616	3921411	1
4052162	4054080	1
4070065	4075179	9
4300238	4315263	
4413087	4418202	9
4958153	4962309	1
5097230	5102025	1
5635262	5641017	1
5785195	5788072	7
5892291	5907316	6
6112235	6117031	7
6157311	6160189	2
6157631	6164986	1

Tableau G.1 : Annotations Manuelles du premier test dynamique (suite et fin)

Temps de début (ms)	Temps de fin (ms)	Numéro des catégories d'interaction
6243313	6248109	1
6319079	6324194	2
6503218	6510251	3
6621182	6624059	1
6790297	6815233	2
253952	260986	1
307020	311176	7
323006	324924	9
334195	336113	9
354975	368082	1
464948	471981	6
485088	491162	1
554141	566290	7
610094	614249	9
721983	732214	1
822046	828120	1
847939	850177	4
874153	878949	1
885982	891418	9
1053180	1063091	1
1109125	1112002	1
1264172	1275042	1
1296145	1299022	2
1329073	1335147	1
1355926	1362000	1
1486039	1488916	7
1636932	1638210	5
1642046	1643005	2
1666982	1671138	7
1854958	1867106	1
1947987	1953101	10
2062114	2068188	1
2103995	2109110	1

ANNEXE H ANNOTATIONS MANUELLES DU DEUXIÈME TEST DYNAMIQUE

Tableau H.1 : Annotations Manuelles du deuxième test dynamique

Temps de début (ms)	Temps de fin (ms)	Numéro des catégories d'interaction
1041008	1042286	1
1072659	1078094	1
1332567	1335125	1
1560828	1563066	1
1746575	1753289	2
2065627	2069144	9
2258077	2263192	9
2306670	2312104	9
2382435	2387231	1
2458840	2463316	4
2506793	2511268	9
2515744	2518301	9
2582559	2589272	9
2655767	2659284	1
2682622	2697007	1
2779166	2782683	7
2885624	2889141	1
2949562	2952120	4
3042597	3045155	1
3241766	3247201	2
3716506	3721301	9
4095656	4100131	9
4219693	4223210	5
4306651	4310168	3
4391688	4395205	3
4524684	4528200	1
4560808	4574235	9
4629540	4631139	1
4861637	4866113	2
4998788	5002305	9
5027559	5030117	1
260985	264182	9
750747	757141	1
830674	838027	2
1169873	1173070	1
1278565	1285279	9
1440647	1445122	9

Tableau H.1 : Annotations Manuelles du deuxième test dynamique (suite)

Temps de début (ms)	Temps de fin (ms)	Numéro des catégories d'interaction
1856563	1862317	1
1898761	1905155	1
2340577	2343134	9
2420817	2425292	9
2454703	2459179	2
2474524	2478041	9
2512566	2519280	1
2618064	2621261	9
2807638	2813072	9
2849517	2855271	1
2859746	2864222	9
2867738	2871255	9
2908658	2912174	9
628301	629900	9
671460	679772	1
711423	714940	9
778557	782074	1
783033	784951	9
1036549	1038787	9
1187440	1191916	1
1288463	1291979	4
1385007	1386925	1
1392041	1393001	1
1426570	1432965	1
1759054	1762890	4
1792301	1795818	4
1811482	1812761	4
1860074	1864869	4
1871263	1873821	4
1997538	2002013	1
2054442	2063397	1
2073309	2076826	4
2358469	2362944	1
2396511	2397790	1
2447031	2488912	1
2585466	2597936	1

Tableau H.1 : Annotations Manuelles du deuxième test dynamique (suite et fin)

Temps de début (ms)	Temps de fin (ms)	Numéro des catégories d'interaction
2761298	2762896	7
2880541	2886934	9
3182332	3185848	9
3255538	3260013	7
3825537	3827775	3